

# Grouping Of Universities In Indonesia In 2025 Based On The Qs World University Rankings Ranking Indicator Using The Kohonen Self-Organizing Maps Algorithm

Raihan Athaya Wudd, Zamahsary Martha\*

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Kota Padang, Indonesia

\*Corresponding author: [zamahsarymartha@fmipa.unp.ac.id](mailto:zamahsarymartha@fmipa.unp.ac.id)

Submitted : 17 Oktober 2025

Revised : 19 November 2025

Accepted : 01 Desember 2025

## ABSTRACT

*Improving the competitiveness of higher education is one of the main focuses in facing global competition. Based on the QS World University Rankings, there are several indicators in assessing the quality of higher education institutions, such as academic reputation, number of citations, sustainability, and international collaboration. This study aims to group universities in Indonesia listed in the 2025 QS World University Rankings using the Kohonen Self-Organizing Maps (SOM) algorithm. The data used consists of 10 assessment indicators for 26 universities in Indonesia. The normalization process was carried out using the min-max method, and the optimal number of clusters was determined using internal validation indices such as Connectivity, Dunn, and Silhouette. The analysis results show that the best model forms three main clusters. Cluster 1 contains universities with excellent performance in reputation and research, cluster 2 contains universities with fairly balanced moderate performance, and cluster 3 consists of universities with low performance on key indicators. The results of this study are expected to serve as a basis for policymakers and university managers to develop targeted strategies for improving the quality of higher education.*

**Keywords:** University, Clustering, Self Organizing Maps, World Rankings



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

## I. PENDAHULUAN

Dalam era globalisasi, mutu pendidikan tinggi menjadi faktor strategis dalam meningkatkan daya saing suatu bangsa. Peringkat universitas di tingkat internasional juga menjadi salah satu ukuran penting yang mencerminkan kualitas dan reputasi pendidikan tinggi di suatu negara. Beberapa lembaga pemeringkatan global yang dikenal antara lain QS World University Rankings, Times Higher Education (THE), dan Academic Ranking of World Universities (ARWU). Lembaga ini menilai universitas berdasarkan indikator seperti reputasi akademik, reputasi perusahaan lulusan, jumlah sitasi, kolaborasi internasional, dan keberlanjutan institusi (ShanghaiRanking Consultancy, 2024).

Salah satu lembaga peringkat yang paling banyak dirujuk adalah QS World University Rankings yang dikembangkan oleh Quacquarelli Symonds. Sistem ini pertama kali diterbitkan pada tahun 2004 bekerja sama dengan Times Higher Education, sebelum akhirnya masing-masing menerbitkan pemeringkatan secara (QS World Rankings, 2024). QS Rankings menyediakan sumber data komparatif yang bersifat independen, dan karena itu sering dijadikan acuan oleh berbagai institusi pendidikan tinggi di dunia.

Berdasarkan QS World Rankings pada tahun 2024, QS World University Rankings berfungsi sebagai tolak ukur untuk menilai kinerja universitas dalam berbagai aspek akademik dan non-akademik. Hasil pemeringkatan ini digunakan oleh calon mahasiswa, lembaga pendanaan, pemerintah, dan mitra internasional sebagai acuan dalam pengambilan keputusan strategis, seperti memilih tempat studi, menjalin kerja sama riset, maupun menentukan arah kebijakan pendidikan tinggi

Partisipasi perguruan tinggi Indonesia dalam pemeringkatan internasional menunjukkan adanya komitmen untuk meningkatkan kualitas pendidikan tinggi. Menurut Kemendikbudristek pada tahun 2021 terdapat beberapa tantangan yang dihadapi oleh perguruan tinggi Indonesia di antaranya adalah keterbatasan anggaran, kurangnya publikasi ilmiah yang bereputasi internasional, serta ketimpangan kapasitas antar institusi. Hal ini menyebabkan hanya sebagian kecil perguruan tinggi Indonesia yang mampu bersaing secara global.

Selain itu, permasalahan pendidikan tinggi di Indonesia adalah minimnya universitas yang berhasil masuk ke dalam daftar QS World Rank. Berdasarkan data QS World University Rankings 2025, dari lebih dari 4.000 universitas di Indonesia, hanya 26 universitas yang berhasil masuk ke dalam daftar QS World Rankings. Jumlah ini masih sangat kecil dibandingkan dengan negara tetangga seperti Malaysia dan Singapura, yang memiliki proporsi lebih tinggi dari total universitas nasionalnya. Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas universitas di Indonesia belum mampu memenuhi standar global.

Oleh karena itu diperlukan pengelompokan ini penting untuk mengidentifikasi universitas dengan kinerja unggul, menengah, dan rendah, sehingga dapat menjadi dasar pengambilan kebijakan dan strategi peningkatan mutu pendidikan tinggi yang lebih terarah. Dengan pendekatan melalui pemetaan secara visual antara perguruan tinggi yang berdasarkan kemiripan indikatornya, memungkinkan setiap perguruan tinggi yang memiliki kondisi mirip dapat berada didalam kelompok yang sama. Salah satu metode yang sesuai untuk tujuan tersebut adalah Self-Organizing Map (SOM).

SOM diperkenalkan oleh Teuvo Kohonen pada tahun 1980-an sebagai algoritma pembelajaran tanpa pengawasan (*unsupervised learning*) yang dapat memetakan data berdimensi tinggi ke dalam ruang dua dimensi, sehingga pola atau klaster data dapat divisualisasikan dengan mudah (T. Kohonen, 1998). Metode ini telah digunakan dalam berbagai penelitian sebelumnya untuk pengelompokan wilayah atau institusi berdasarkan indikator pembangunan dan ekonomi. Misalnya, penelitian oleh Syamsul dan Pratiwi tahun 2018 menunjukkan bahwa SOM efektif dalam mengidentifikasi pola data multidimensi dan menghasilkan pemetaan klaster yang informatif. Penelitian lain oleh (Setiawan, 2020) juga berhasil memetakan kabupaten/kota di Sulawesi Selatan ke dalam empat klaster berdasarkan indikator ekonomi seperti Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), sektor pertanian, perdagangan, dan investasi. Dengan demikian, penggunaan SOM dapat membantu pihak pemangku kebijakan dalam merumuskan strategi berbasis klaster.

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan kebijakan pendidikan tinggi di kawasan Asia Tenggara. Dengan memahami pola kinerja masing-masing klaster universitas, pemangku kepentingan dapat menyusun strategi yang lebih terarah untuk meningkatkan kualitas penelitian, memperkuat kolaborasi internasional, dan memperbaiki posisi universitas dalam pemeringkatan global.

## II. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini data yang digunakan merupakan jenis data sekunder yang bersumber dari website QS World University Ranking Tahun 2025. Objek dalam penelitian ini adalah 26 Universitas di Indonesia yang masuk dalam pemeringkatan QS World University tahun 2025. Variabel yang digunakan pada penelitian ini merupakan variabel penilaian QS World University Ranking yang terdiri dari 10 variabel seperti pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Satuan
X <sub>1</sub>	Reputasi akademik	Persen
X <sub>2</sub>	Reputasi Perusahaan Lulusan	Persen
X <sub>3</sub>	Rasio Dosen per Mahasiswa	Ratio
X <sub>4</sub>	Situs per Fakultas	Persen
X <sub>5</sub>	Fakultas Internasional	Persen
X <sub>6</sub>	Mahasiswa Internasional	Persen
X <sub>7</sub>	Keanekaragaman Mahasiswa Internasional	Persen
X <sub>8</sub>	Riset Internasional	Persen
X <sub>9</sub>	Tingkat Keberhasilan Lulusan	Persen
X <sub>10</sub>	Tingkat Keberlanjutan Sosial, Ekonomi, dan Lingkungan	Persen

### A. Normalisasi

Dalam proses analisis data, sering kali ditemui atribut-atribut dengan skala atau rentang nilai yang berbeda. Perbedaan skala ini dapat menyebabkan bias dalam proses perhitungan, terutama dalam algoritma berbasis jarak seperti SOM. Oleh karena itu, diperlukan proses normalisasi data agar setiap atribut memiliki kontribusi yang seimbang terhadap hasil analisis (Han dkk., 2023).

Salah satu metode normalisasi yang umum digunakan adalah *min-max normalization*, yaitu teknik yang mengubah skala data ke dalam rentang nilai tertentu—biasanya antara 0 dan 1—dengan tetap mempertahankan

hubungan proporsional antar data. Teknik ini memastikan bahwa tidak ada atribut yang mendominasi atribut lainnya hanya karena memiliki rentang nilai yang lebih besar (Aggarwal dkk., 2020). Rumus dari *normalisasi min-max* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

Keterangan :

$x'$  : nilai hasil normalisasi  
 $x$  : nilai yang akan dinormalisasi  
 $x_{\min}$  : nilai data minimum  
 $x_{\max}$  : nilai data maksimum

### B. Penentuan Jumlah Klaster

Penentuan jumlah klaster yang optimal dapat dilakukan melalui metode validasi. Metode ini merupakan pendekatan yang digunakan untuk mengevaluasi hasil pengelompokan tanpa melibatkan data eksternal sebagai pembanding (Ivansyah dkk., 2023). Terdapat tiga jenis validasi yang umum digunakan antara lain adalah indeks Connectivity, Dunn, dan Silhouette (Halim dkk., 2017). Indeks Connectivity memiliki rentang nilai dari 0 hingga tak hingga ( $\infty$ ), di mana nilai yang lebih rendah menunjukkan kualitas klaster yang lebih baik. Dengan demikian, jumlah klaster terbaik diperoleh ketika nilai indeks connectivity yang dihasilkan paling minimal dibandingkan dengan alternatif jumlah klaster lainnya. Persamaan untuk mencari indeks *connectivity* adalah sebagai berikut.

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

Keterangan :

$nn_{i(j)}$ : pengamatan tetangga terdekat dari objek ke- $i$  ke objek ke- $j$   
 $L$  : parameter yang menentukan jumlah tetangga yang berkontribusi untuk nilai indeks  
Selanjutnya indeks *Dunn* yaitu perbandingan antara jarak terdekat antar observasi di klaster yang berbeda dengan jarak terjauh dalam satu klaster. Indeks *Dunn* dapat dirumuskan pada persamaan berikut.

$$Dunn = \frac{d_{\min}}{d_{\max}} \quad (3)$$

Keterangan :

$Dunn$  : nilai indeks *Dunn*  
 $d_{\min}$  : jarak minimum antara observasi di setiap klaster  
 $d_{\max}$  : jarak maksimum pada masing-masing klaster.

Kemudian nilai indeks *Silhouette*, dimana nilai yang mendekati 1 menandakan bahwa klaster yang terbentuk dapat dibilang baik. Jika nilai mendekati -1, klaster yang dihasilkan dianggap kurang optimal. Indeks *Silhouette* dapat dituliskan seperti persamaan berikut.

$$S_{(i)} = \frac{b_{(i)} - a_{(i)}}{\max(a_{(i)}, b_{(i)})} \quad (4)$$

Keterangan :

$a_{(i)}$  : jarak rata-rata antara objek ke- $i$  dan seluruh pengamatan lainnya dalam klaster yang sama  
 $b_{(i)}$  : jarak rata-rata antara objek ke- $i$  dengan pengamatan klaster terdekat.

### C. Self Organizing Maps

Tahapan algoritma *Self-Organizing Maps* adalah sebagai berikut.

1. Inisialisasi
  - a. Bobot awal ( $w_{ij}$ ) dengan memilih angka kecil secara acak

- b. *Learning rate* ( $\alpha$ )
- c. *Maximum Epoch*
- d. Nilai radius (R), nilai R yang digunakan adalah  $R = 0$  yang berarti hanya vector *input* pemenang yang melakukan proses pembelajaran.
- 2. Lakukan langkah 3-8 ketika *stop condition* tidak terpenuhi
- 3. Lakukan langkah 4-6 untuk masing-masing vektor *input* ( $x_i$ )
- 4. Menghitung jarak antara vektor *input*  $x_i$  dan vektor bobot pada masing-masing *input*  $w_{ij}$  dengan menggunakan persamaan berikut

$$D_j = \sum_{i=1}^n (w_{ij} - x_i)^2 \quad (5)$$

- 5. Setelah menghitung jarak pada masing-masing *input*, selanjutnya menemukan *input* pemenang dengan melihat nilai jarak yang paling minimum antara vektor *input* dan vektor bobot
- 6. Mengubah nilai bobot  $w_{ij}$  pada *input* pemenang menggunakan persamaan :

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

- 7. Memperbarui *learning rate*.

$$\alpha (\text{new}) = 0,5 \times \alpha (\text{old}) \quad (7)$$

- 8. Memperbarui nilai radius R
- 9. Cek *stop condition*, proses iterasi dapat berhenti jika bobot baru memiliki selisih nilai yang sangat kecil dengan bobot lama, atau nilai yang diperoleh sudah konvergen.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Normalisasi Data

Pada tahap awal penelitian ini yang dilakukan dalam analisis klaster dengan menggunakan metode SOM adalah normalisasi data. Normalisasi dilakukan karena terdapat perbedaan skala data yang signifikan. Hasil normalisasi data dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Normalisasi

Kabupaten/Kota	$X_1$	$X_2$	...	$X_{10}$
Universitas Indonesia	0,90	0,95	...	0,86
Universitas Gajah Mada	0,96	0,94	...	0,98
Institut Teknologi Bandung	0,81	0,95	...	0,82
:	:	:	:	:
Universitas Syiah Kuala	0,01	0,01	...	0,30

#### B. Penentuan Jumlah Klaster

Jumlah klaster ditentukan dengan tiga pendekatan yaitu, indeks *Connectivity*, *Dunn*, dan *Silhouette*. Klaster yang dipilih yaitu yang memiliki nilai *Connectivity* terendah, nilai *Dunn* yang mendekati 1, dan nilai *Silhouette* tertinggi. Hasil validasi internal ditunjukkan pada Tabel 3.

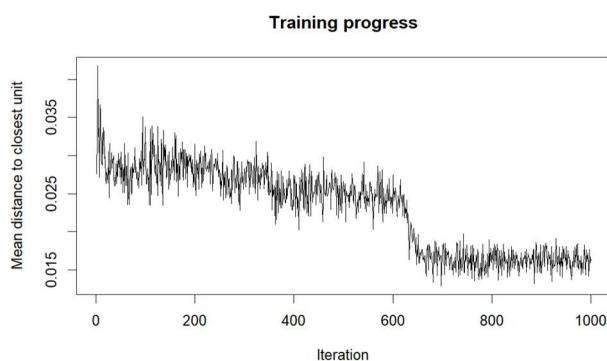
Tabel 3. Hasil Uji Validasi Internal

Ukuran Klaster	3	4	5	6	7
<i>Connectivity</i>	14,4	26,6	28,5	36,9	40,8
<i>Dunn</i>	0,38	0,24	0,30	0,27	0,25
<i>Silhouette</i>	0,38	0,25	0,25	0,17	0,13

Berdasarkan Tabel 3 hasil validasi internal menunjukkan nilai *Connectivity* paling kecil yaitu 14,486 pada klaster 3, nilai *Dunn* yang mendekati 1 yaitu 0,3861 pada klaster 3, dan nilai *Silhouette* tertinggi yaitu 0,3888 pada klaster 3, maka dapat disimpulkan bahwa klaster yang optimal adalah sebanyak 3 klaster.

#### C. Analisis *Self-Organizing Maps*

Jaringan SOM digunakan untuk mengelompokkan pola masukan ke dalam beberapa klaster. Jaringan SOM memerlukan proses pelatihan yang bertujuan untuk meminimalkan rata-rata jarak antara setiap objek dengan unit terdekat.



Gambar 1. Jumlah iterasi dalam pelatihan

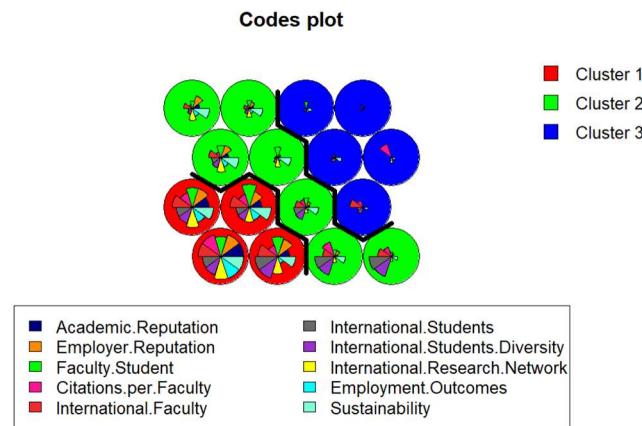
Gambar 2 menunjukkan pelatihan algoritma SOM. Pada grafik tersebut, dimana sumbu horizontal menunjukkan jumlah iterasi selama pelatihan, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan nilai rata-rata jarak antara data *input* dan unit (*neuron*) terdekat, atau dikenal sebagai *mean distance to closest unit* yang berarti semakin banyak iterasi yang dilakukan, maka semakin kecil rata-rata jarak antara data *input* dengan unit klaster terdekat. Pada gambar 2 dapat terlihat proses iterasi akan berhenti setelah mencapai 1000 iterasi. Kemudian, pada iterasi ke-600 ke atas proses menunjukkan model telah konvergen. Pelatihan ini dianggap mencapai konvergen ketika rata-rata jarak antar unit klaster berada dibawah 0,020. Hasil dari proses pelatihan tersebut berupa pengelompokan universitas di Indonesia berdasarkan QS World University Rankings ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Jumlah dan Anggota Klaster

Klaster	Jumlah Anggota	Anggota Klaster
1	6	Universitas Indonesia, Universitas Gajah Mada, Institut Teknologi Bandung, Universitas Airlangga, Institut Pertanian Bogor, dan Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2	8	Universitas Padjadjaran, Universitas Diponegoro, Universitas Brawijaya, Universitas Bina Nusantara, Universitas Hasanuddin, Universitas Sebelas Maret, Universitas Telkom, dan Universitas Sumatera Utara
3	12	Institut Teknologi Nasional Bandung, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Universitas Yogyakarta, Universitas Pendidikan Indonesia, Universitas Trisakti, Universitas Khatolik Atma Jaya, Universitas Islam Indonesia, Universitas Petra, Universitas Negeri Malang,

Universitas Universitas Negeri Padang, dan Universitas Syiah Kuala	Andalas,
--------------------------------------------------------------------------	----------

Tabel 4 menunjukkan banyak anggota dari masing-masing klaster yang terbentuk. Selanjutnya dilakukan visualisasi hasil klastering dengan menggunakan peta SOM. Hasil dari visualisasi ini berupa diagram kipas (*fan*) sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 2. Peta SOM

Penelitian ini menggunakan topologi heksagonal dengan grid berukuran 4 x 4. Setiap lingkaran pada plot menunjukkan satu unit (*neuron*) dalam peta SOM, dan visualisasi dalam bentuk diagram kipas (*pie chart*) menunjukkan kontribusi relatif dari masing-masing variabel terhadap unit tersebut. Masing-masing segmen warna dalam diagram kipas menunjukkan proporsi dari satu variabel sebagaimana dijelaskan dalam legenda warna. Panjang segmen menunjukkan seberapa besar pengaruh atau dominasi variabel tersebut pada unit tertentu. Dengan demikian, semakin panjang segmen warna, maka semakin besar kontribusi variabel tersebut terhadap karakteristik unit klaster. Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat bahwa terbentuk 3 klaster yang diwakili oleh warna yang berbeda yaitu klaster 1 (merah), klaster 2 (hijau), dan klaster 3 (biru). Untuk memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai karakteristik setiap klaster dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Karakteristik Klaster

Variabel	Klaster 1	Klaster 2	Klaster 3
X <sub>1</sub>	52,21	22,85	13,80
X <sub>2</sub>	77,30	32,56	6,05
X <sub>3</sub>	67,25	32,96	14,50
X <sub>4</sub>	3,41	2,40	2,20
X <sub>5</sub>	77,48	37,61	17,06
X <sub>6</sub>	9,41	6,48	2,14
X <sub>7</sub>	15,00	11,31	6,15
X <sub>8</sub>	42,06	24,20	10,28
X <sub>9</sub>	53,00	20,38	8,35
X <sub>10</sub>	59,73	48,90	34,83

Tabel 5 menyajikan nilai rata-rata dari setiap variabel berdasarkan hasil klasterisasi menggunakan algoritma SOM. Setiap klaster menunjukkan pola karakteristik yang berbeda berdasarkan skor rata-rata indikator yang digunakan. Semakin tinggi nilai rata-rata pada suatu variabel, maka semakin kuat pengaruh atau dominasi indikator tersebut dalam klaster yang bersangkutan. Klaster 1 dicirikan oleh nilai yang relatif tinggi hingga sedang pada sebagian besar indikator. Hal ini menunjukkan bahwa universitas dalam klaster ini memiliki reputasi akademik dan reputasi perusahaan lulusan yang sangat baik serta riset internasional yang cukup baik. Selanjutnya klaster 2 memiliki

karakteristik nilai menengah pada sebagian besar indikator. Sedangkan klaster 3 menampilkan nilai rata-rata terendah di hampir seluruh indikator.

#### D. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis menggunakan algoritma Self-Organizing Maps (SOM), pengelompokan universitas di Indonesia yang termasuk dalam pemeringkatan QS World University Rankings 2025 menghasilkan tiga klaster utama. Dimana, klaster 1 terdiri atas universitas dengan kinerja unggul, khususnya dalam indikator reputasi akademik, reputasi perusahaan lulusan, serta jumlah sitasi. Institusi dalam klaster ini menunjukkan daya saing global yang tinggi dan telah memiliki fondasi yang kuat dalam hal kualitas pendidikan dan riset. Selanjutnya untuk klaster 2 mencakup universitas dengan kinerja menengah. Universitas dalam klaster ini menunjukkan perkembangan yang positif namun masih memiliki ruang perbaikan, terutama dalam hal internasionalisasi dan peningkatan riset internasional. Dan klaster 3 terdiri atas universitas dengan kinerja rendah dibandingkan klaster lainnya. Karakteristik utama klaster ini adalah lemahnya reputasi akademik dan jumlah sitasi, serta keterbatasan dalam kolaborasi internasional dan keberlanjutan institusi. Hasil klasterisasi ini dapat dijadikan dasar bagi pemangku kebijakan dan institusi pendidikan tinggi untuk merumuskan strategi pengembangan yang lebih tepat sasaran sesuai dengan karakteristik masing-masing klaster. Dengan demikian, diharapkan kualitas dan daya saing pendidikan tinggi di Indonesia dapat terus meningkat secara merata dan berkelanjutan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- A. Aggarwal and P. Bhatia, (2020), “*Data Preprocessing Techniques for Data Mining*” International Journal of Computer Science and Communication, vol. 11, no. 1, pp. 90–95, Mar. 2020.A. B.
- A. B. T. Dananjaya and M. I. Irawan, (2023), “*Analisis Sentimen pada Komentar terhadap Kebijakan Perjalanan Domestik yang Dikelompokkan Menggunakan Metode Self-Organizing Maps*” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 12, no. 1, 2023, doi: 10.12962/j23373520.v12i1.107484.
- A. C. Benabdellah, A. Benghabrit, and I. Bouhaddou, (2019), “*A survey of clustering algorithms for an industrial context*,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 148, pp. 291–302, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.01.022.
- A. R. Ivansyah, F. Fitri, Y. Kurniawati, and T. O. Mukhti, (2023), “*Implementation Self Organizing Maps Method In Cluster Analysis Based on Achievement Suistainable Development Goal/SDG’s West Sumatera Province*,” *UNP J. Stat. Data Sci.*, vol. 1, no. 5, pp. 480–487, 2023, doi: 10.24036/ujsds/vol1-iss5/118.
- A. Setiawan, S. Rachmawati, and M. D. Yusuf, (2020), “*Analisis Klaster Ekonomi Daerah Menggunakan Self Organizing Map (SOM)*” *Jurnal Ekonomi dan Kebijakan Publik*, vol. 11, no. 2, pp. 123–132, 2020.
- H. Syamsul, D. Pratiwi, (2018), “*Pemetaan Klaster Indikator Sosial Ekonomi Wilayah Menggunakan Self Organizing Map*” *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 6, no. 4, pp. 567–574, 2018.
- I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, (2016), “*Deep Learning*”. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016. [Online]. Available: <https://www.deeplearningbook.org/>
- J. Han, M. Kamber, and J. Pei, (2022), “*Data Mining: Concepts and Techniques*, 4th ed. Cambridge”, MA, USA: Morgan Kaufmann, 2022.
- Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia (2021), *Rencana Strategis Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Riset, dan Teknologi Tahun 2020–2024*, Jakarta, 2021.
- M. Azmi, A. A. Putra, D. Vionanda, and A. Salma, (2023), “*Comparison of the Performance of the K-Means and K-Medoids Algorithms in Grouping Regencies/Cities in Sumatera Based on Poverty Indicators*,” *UNP J. Stat. Data Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 59–66, 2023, doi: 10.24036/ujsds/vol1-iss2/25.
- M. W. Talakua, Z. A. Leleury, and A. W. Taluta, (2017), “*Analisis Cluster Dengan Menggunakan Metode K-Means Untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Provinsi Maluku Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2014*” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 11, no. 2, pp. 119–128, 2017, doi: 10.30598/barekengvol11iss2pp119-128.
- N. N. Halim and E. Widodo, (2017), “*Clustering dampak gempa bumi di Indonesia menggunakan kohonen self organizing maps*” *Pros. SI MaNIS (Seminar Nas. Integr. Mat. dan Nilai Islam.)*, vol. 1, no. 1, pp. 188–194, 2017, [Online]. Available: <http://conferences.uin-malang.ac.id/index.php/SIMANIS/article/view/62>
- QS Top Universities. (2025). *QS World University Rankings 2025: Asia Edition*. Available: <https://www.topuniversities.com/university-rankings>

- Quacquarelli Symonds. (2024). *QS World University Rankings 2025: Methodology and Indicators*. Available: <https://www.topuniversities.com/>
- ShanghaiRanking Consultancy. (2024). *Academic Ranking of World Universities: Methodology*. ARWU. Available: <https://www.shanghairanking.com/methodology/arwu>
- S. Suryani, R. Andriani, and A. Purnama, (2024), “*Clustering and Visualization of Student Performance Using Self-Organizing Maps*” IAES International Journal of Artificial Intelligence, vol. 9, no. 1, pp. 42–49, Mar. 2020.
- A. R. Gunawan and Z. Rais, “Applied the Self-Organizing Maps (SOM) Method for Clustering Educational Equity in South Sulawesi,” *ARRUS J. Math. Appl. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 6–19, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.35877/mathscience2607>
- S. K. Murthy and M. P. Singh, (2024), “*Self-Organizing Maps: Fundamentals and Applications*,” *Journal of Intelligent Systems*, vol. 33, no. 1, pp. 465–478, Jan. 2024.
- T. Kohonen (1998), “*The self-organizing map*,” *Neurocomputing*, vol. 21, no. 1–3, pp. 1–6, 1998, doi: 10.1016/S0925-2312(98)00030-7.