



PENGELOMPOKAN KABUPATEN/KOTA MALUKU DAN NUSA TENGGARA BARAT BERDASARKAN FAKTOR KEMISKINAN MENGGUNAKAN *SELF ORGANIZING MAPS*

Yuke Aulia¹⁾, Dwi Sulistiowati^{2*)}, Yenni Kurniawati³⁾, Admi Salma⁴⁾

^{1,2,3,4)} Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Padang

*email: dwisulistiowati@fmipa.unp.ac.id

Abstrak: Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat masih menghadapi tantangan serius dalam upaya pengentasan kemiskinan. Kedua provinsi ini tidak hanya mengalami peningkatan persentase penduduk miskin, tetapi juga termasuk sebagai wilayah dengan persentase penduduk miskin tertinggi di Indonesia. Persentase penduduk miskin di Provinsi Maluku pada tahun 2023 mencapai 16,42%, naik sebesar 0,45%. Sementara itu, persentase penduduk miskin di Provinsi Nusa Tenggara Barat mencapai 13,85%, naik sebesar 0,17%. Angka-angka ini masih jauh dari target pemerintah yang menetapkan 6%-7% untuk persentase kemiskinan nasional. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat berdasarkan faktor yang memengaruhi kemiskinan serta mengidentifikasi karakteristik hasil kluster yang terbentuk. Penelitian ini menggunakan metode *Self Organizing Maps* (SOM). Data penelitian ini bersumber dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS), yaitu Maluku dalam Angka 2024 dan Nusa Tenggara Barat dalam Angka 2024. Hasil analisis menunjukkan terbentuknya 3 kluster wilayah yang divalidasi menggunakan pendekatan validasi internal (*Connectivity*, *Dunn*, dan *Silhouette*). Kluster 1 terdiri dari 2 kota ditandai oleh keunggulan dalam indikator pendidikan, kesehatan, dan ekonomi. Kluster 2 terdiri dari 15 kabupaten/kota yang dicirikan dengan potensi tenaga kerja yang tinggi, namun menghadapi tantangan jumlah penduduk yang besar. Sementara itu, kluster 3 terdiri dari 4 kabupaten memiliki keterbatasan dalam berbagai aspek, termasuk pendidikan, kesehatan, ekonomi, dan infrastruktur.

Kata Kunci: Kemiskinan; *Self Organizing Maps*; Kluster; Validasi Internal

Abstract: Maluku Province and West Nusa Tenggara continue to face serious challenges in poverty alleviation efforts. These two provinces have not only experienced an increase in the percentage of poor population but are also among the regions with the highest poverty rates in Indonesia. In 2023, the poverty rate in Maluku Province reached 16.42%, an increase of 0.45%. Meanwhile, the poverty rate in West Nusa Tenggara Province reached 13.85%, an increase of 0.17%. These figures are still far from the government's target of 6%–7% for the national poverty rate. This study aims to cluster the regencies/cities in Maluku and West Nusa Tenggara Provinces based on factors influencing poverty and to identify the characteristics of the resulting clusters. The study employs the *Self-Organizing Maps* (SOM) method. The data used in this research were obtained from publications by Statistics Indonesia (BPS), namely Maluku in Figures 2024 and West Nusa Tenggara in Figures 2024. The analysis results indicate the formation of three regional clusters validated using internal validation approaches (*Connectivity*, *Dunn*, and *Silhouette*). Cluster 1



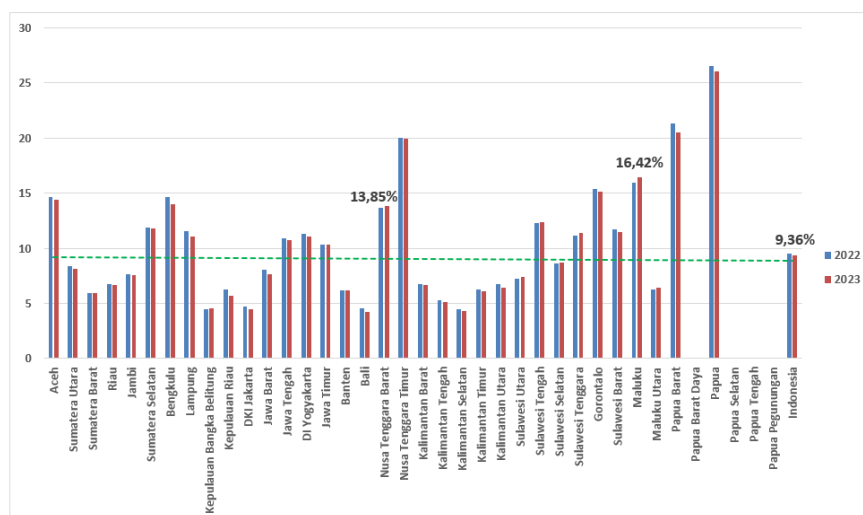
consists of two cities and is characterized by strengths in education, health, and economic indicators. Cluster 2 comprises 15 regencies/cities, marked by a high labor force potential but facing challenges due to a large population size. Meanwhile, Cluster 3, consisting of four regencies, shows limitations in various aspects, including education, health, economy, and infrastructure.

Keywords: Poverty; Self-Organizing Maps; Clusters; Internal Validation

PENDAHULUAN

Indonesia termasuk salah satu negara berkembang dengan jumlah penduduk terbesar di dunia. Berdasarkan data *Worldometers*, jumlah penduduk Indonesia pada tahun 2023 mencapai 281.190.067 jiwa yang menempatkan Indonesia sebagai negara dengan jumlah penduduk terbesar keempat di dunia. Kondisi ini menjadi tantangan besar bagi Indonesia dalam upaya meningkatkan kesejahteraan rakyat. Setiap warga negara berhak untuk hidup bebas dari kemiskinan dan menikmati kehidupan yang layak (Yulianto & Hidayatullah, 2014). Oleh karena itu, pengentasan kemiskinan menjadi salah satu prioritas utama dalam pembangunan nasional guna meningkatkan kesejahteraan rakyat.

Menurut BPS (2023), persentase penduduk miskin di Indonesia pada tahun 2023 sebesar 9,36% mengalami penurunan sekitar 0,18% dibandingkan tahun 2022. Penurunan ini mencerminkan adanya perbaikan kesejahteraan hidup pada penduduk miskin. Namun demikian, capaian tersebut masih belum memenuhi target pemerintah dalam Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2020-2024, yang menetapkan target persentase kemiskinan nasional sebesar 6%-7% (DJPb Kemenkeu, 2024). Hal ini menunjukkan bahwa penurunan persentase kemiskinan secara nasional belum sepenuhnya merata di seluruh wilayah sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Persentase Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2022-2023



Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat (NTB) merupakan dua wilayah dengan persentase penduduk miskin yang masih tergolong tinggi dibandingkan rata-rata nasional sebesar 9,36% pada tahun 2023. Berdasarkan data BPS (2023), persentase penduduk miskin di Provinsi Maluku mencapai 16,42%, meningkat sebesar 0,45% dari tahun sebelumnya. Sementara itu, persentase penduduk miskin di Provinsi NTB sebesar 13,85%, juga mengalami kenaikan sebesar 0,17%. Peningkatan yang terjadi menunjukkan bahwa kedua provinsi tersebut belum berhasil menurunkan persentase kemiskinan. Kondisi ini mencerminkan adanya kesenjangan pembangunan antarwilayah dan perlunya kebijakan yang lebih tepat sasaran, khususnya dalam bidang ekonomi, pendidikan, dan infrastruktur dasar. Upaya ini penting untuk mendukung pencapaian target pemerintah dalam menurunkan persentase kemiskinan nasional hingga mencapai kisaran 6%-7%.

Secara umum, Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat memiliki karakteristik geografis yang didominasi oleh wilayah kepulauan, pegunungan, serta daerah-daerah terpencil yang sulit diakses. Kondisi geografis ini menjadi hambatan utama dalam pemerataan pembangunan. Aksesibilitas yang terbatas menyebabkan penyaluran bantuan sosial, layanan pendidikan dan kesehatan, serta pelaksanaan program pembangunan menjadi tidak merata. Akibatnya, banyak wilayah tertinggal mengalami ketimpangan kesejahteraan yang signifikan, yang pada akhirnya turut mendorong tingginya kemiskinan di kedua provinsi tersebut.

Permasalahan kemiskinan di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat memerlukan pendekatan analisis untuk mendukung pemerataan pembangunan serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhinya. Pemerintah perlu memahami tingkat kemiskinan yang berbeda-beda pada setiap wilayah. Salah satu langkah strategis yang dapat dilakukan adalah mengelompokkan kabupaten/kota di kedua provinsi tersebut berdasarkan faktor yang memengaruhi kemiskinan. Pengelompokan ini bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik wilayah yang memiliki kondisi kemiskinan yang serupa. Hasil pengelompokan dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam merumuskan kebijakan penanggulangan kemiskinan, meningkatkan efisiensi dalam alokasi sumber daya, dan mempermudah program pembangunan.

Untuk memahami karakteristik dan pola kemiskinan di kabupaten/kota pada kedua provinsi tersebut, diperlukan metode pengelompokan yang tepat. Metode tersebut harus mampu menangani data multivariat yang kompleks serta mengungkap pola-pola tersembunyi dalam data. Salah satu metode yang sesuai untuk kebutuhan tersebut adalah *Self Organizing Maps* (SOM). SOM merupakan algoritma jaringan saraf tiruan yang pertama kali diperkenalkan oleh Teuvo Kohonen pada tahun 1982. Algoritma ini termasuk metode pembelajaran tanpa pengawasan (*unsupervised learning*) yang efektif untuk mengelompokkan data tanpa harus mengetahui kategori atau labelnya terlebih dahulu (Imani dkk., 2023).

Metode SOM memiliki kemampuan untuk mereduksi dimensi data multivariat yang kompleks menjadi representasi dua dimensi yang mudah diinterpretasikan, sehingga pola-pola dalam data dapat divisualisasikan lebih jelas (Zulfahmi dkk., 2023). Selain itu, SOM mempertahankan kedekatan topologis, artinya wilayah dengan karakteristik kemiskinan yang serupa akan dikelompokkan berdekatan dalam peta keluaran SOM. Hal ini membantu dalam



mengidentifikasi kelompok wilayah yang memerlukan pendekatan kebijakan serupa. SOM juga efektif menangani data yang mengandung *noise*, data *missing*, maupun ukuran sampel yang sangat kecil atau besar (Asan & Ercan, 2012).

Penelitian terdahulu telah melakukan perbandingan metode SOM dengan metode kluster lainnya. Penelitian Yahya dkk., (2024) menunjukkan bahwa SOM lebih optimal dibandingkan dengan *K-Means*, dengan nilai koefisien *silhouette* 0,5707 lebih besar daripada *K-Means* 0,5596. Penelitian Wati dkk. (2024) juga menunjukkan bahwa algoritma SOM unggul dibandingkan DBSCAN dengan nilai koefisien *silhouette* SOM sebesar 0,717 lebih tinggi daripada DBSCAN sebesar 0,677. Selain itu, Heatubun dkk. (2024) juga mengungkapkan bahwa algoritma SOM terbaik dibandingkan metode *single linkage* dan *average linkage* dengan nilai rasio terkecil 0,5%.

Secara keseluruhan, berbagai keunggulan algoritma SOM serta temuan dari penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode ini mampu mengelompokkan data dengan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode klusterisasi lainnya. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma SOM dalam mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat berdasarkan faktor yang memengaruhi kemiskinan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian terapan dengan pendekatan kuantitatif yang menggunakan data sekunder. Data diperoleh dari publikasi resmi Badan Pusat Statistik (BPS), yaitu Provinsi Maluku dalam Angka 2024 dan Nusa Tenggara Barat dalam Angka 2024. Data yang digunakan berkaitan dengan faktor yang memengaruhi kemiskinan di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat tahun 2023. Objek penelitian mencakup 21 wilayah, yang terdiri dari 2 kota dan 9 kabupaten di Provinsi Maluku, serta 2 kota dan 8 kabupaten di Provinsi Nusa Tenggara Barat. Variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Indeks	Variabel	Satuan
X_1	Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)	Persentase
X_2	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK)	Persentase
X_3	Harapan Lama Sekolah (HLS)	Tahun
X_4	Rata-rata Lama Sekolah (RLS)	Tahun
X_5	Angka Harapan Hidup (AHH)	Tahun
X_6	Pengeluaran per Kapita	Ribu Rupiah
X_7	Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Atas Dasar Harga Konstan	Miliar Rupiah
X_8	Jumlah penduduk	Jiwa



X_9	Rumah tangga dengan sumber penerangan utama listrik	Persentase
X_{10}	Rumah tangga yang memiliki akses air minum layak	Persentase
X_{11}	Rumah tangga yang bahan bakar memasak dengan kayu	Persentase

Langkah-langkah analisis menggunakan metode *Self Organizing Maps* adalah sebagai berikut:

1. Melakukan statistika deskriptif pada data

Statistika deskriptif dilakukan untuk memberikan gambaran umum mengenai variabel yang digunakan pada pengelompokan kabupaten/kota di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat berdasarkan faktor yang memengaruhi kemiskinan.

2. Melakukan standarisasi data

Standarisasi data dilakukan ketika terdapat perbedaan skala atau satuan yang signifikan antar variabel yang akan dianalisis (Harnanto dkk., 2017). Perbedaan satuan antar variabel dapat memengaruhi akurasi hasil kluster dan menghasilkan kesimpulan yang tidak valid (Ulinnuh & Veriani, 2020). Untuk melakukan standarisasi data dapat menggunakan persamaan 1.

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \quad (1)$$

dengan z_{ij} : nilai standarisasi, x_{ij} : nilai objek ke- i pada variabel ke- j , \bar{x}_j : rata-rata objek pada variabel ke- j , dan s_j : simpangan baku variabel ke- j .

3. Menentukan jumlah kluster

Pada tahap ini, jumlah kluster yang paling representatif terhadap keragaman data ditentukan dengan metode *Elbow*. Metode *Elbow* menggunakan *Sum of Square Error* (SSE) untuk menentukan jumlah kluster yang optimal, dengan mengidentifikasi titik siku di grafik SSE dan didasarkan pada penurunan SSE yang mulai melandai (Thamrin & Wijayanto, 2021). Rumus SSE dirumuskan pada persamaan 2.

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

dengan K : jumlah kluster, $x_i \in C_k$: objek data ke- i yang termasuk dalam kluster ke- k , C_k : pusat kluster ke- k , x_i : nilai objek data ke- i .

4. Menentukan jenis dan ukuran topologi (x, y) , radius ketetanggaan (σ) , dan *learning rate* (α)

Terdapat dua topologi yang digunakan dalam SOM, yaitu *rectangular* dan *hexagonal*. Ukuran topologi dapat disesuaikan dengan jumlah kluster yang ingin dibentuk, yakni sama dengan atau lebih besar dari jumlah kluster tersebut. Nilai awal radius ketetanggaan (σ) ditetapkan sebesar 1. Sementara itu, nilai awal *learning rate* (α) awal berada pada rentang $0 < \alpha < 1$. Pada penelitian ini menggunakan nilai *learning rate* awal sebesar 0,6 dan topologi yang dipilih adalah topologi *hexagonal*.

5. Melakukan inisialisasi bobot neuron output secara acak



Penentuan bobot awal dilakukan secara acak dengan rentang $0 < w_{ij} < 1$, di mana baris matriks bobot menyatakan jumlah kluster yang akan dibentuk dan kolom menyatakan jumlah variabel input.

6. Menghitung jarak minimum antara vektor input dengan bobotnya

Perhitungan jarak minimum antara vektor input dengan bobotnya dilakukan menggunakan persamaan 3.

$$D(w_j, x_i) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (w_{ij} - x_i)^2} \quad (3)$$

di mana $D(w_j, x_i)$: jarak *Euclidean* antar vektor bobot w_{ij} dengan vektor input x_i , w_{ij} : vektor bobot, di mana $w_j = w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{ij}$, x_i : vektor input, di mana $x_i = x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}$.

Neuron output yang memiliki jarak *Euclidean* terkecil antara lapisan input dan bobot koneksinya akan dinyatakan sebagai neuron pemenang (*winning neuron*).

7. Memperbarui nilai bobot neuron pemenang dan bobot neuron ketetanggaan

Nilai bobot dari neuron pemenang dan neuron-neuron yang berada di sekitar radius ketetanggaan akan diperbarui menggunakan persamaan 4 (Kohonen, 2001).

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + h_{ci}(t) \cdot [x_{ij} - w_{ij}(t)] \quad (4)$$

dengan $w_{ij}(t+1)$: bobot baru dari neuron objek ke- i dan variabel ke- j , $w_{ij}(t)$: bobot lama dari neuron objek ke- i dan variabel ke- j , $h_{ci}(t)$: fungsi ketetanggaan (*neighborhood function*), x_{ij} : neuron input pada neuron objek ke- i dan variabel ke- j .

Adapun fungsi ketetanggaan $h_{ci}(t)$ yang mengatur seberapa besar pengaruh neuron pemenang terhadap neuron i , yang dihitung menggunakan fungsi *Gaussian* yang dirumuskan pada persamaan 5 (Kohonen, 2001).

$$h_{ci}(t) = \alpha(t) \cdot \exp\left(-\frac{\|r_c - r_i\|^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (5)$$

dengan $h_{ci}(t)$: fungsi ketetanggaan (*neighborhood function*), $\alpha(t)$: laju pembelajaran (*learning rate*), $\|r_c - r_i\|$: jarak antara neuron ke- i dengan neuron pemenang ke- c , $\sigma(t)$: radius ketetanggaan.

8. Memperbarui nilai *learning rate*

Untuk mengatur kecepatan pembaruan bobot pada neuron-neuron di sekitar neuron pemenang, digunakan parameter *learning rate* (α). Menurut Kohonen (2001), rumus pembaruan *learning rate* dirumuskan dalam persamaan 6.

$$\alpha(t+1) = \frac{\alpha(t)}{1 + h_{ci}\alpha(t)} \quad (6)$$

dengan $\alpha(t+1)$: *learning rate* baru, $\alpha(t)$: *learning rate* lama, h_{ci} : fungsi ketetanggaan.

9. Melakukan iterasi langkah e-h untuk semua data input hingga mencapai jumlah maksimum iterasi atau nilai *learning rate* telah mendekati nol (konvergen).

10. Melakukan visualisasi dari kluster yang terbentuk



Tahap ini bertujuan untuk menampilkan hasil kluster dalam bentuk grafis yang mudah dipahami, yaitu melalui visualiasi menggunakan diagram kipas (*fan*).

11. Melakukan validasi kluster

Validasi hasil analisis kluster dilakukan untuk memastikan bahwa kluster yang diperoleh benar-benar mencerminkan struktur data yang sebenarnya. Penentuan jumlah kluster yang optimal dalam penelitian ini didasarkan pada validitas internal. Menurut Brock (2008), terdapat tiga metode validasi kluster internal, yaitu indeks *Connectivity*, *Dunn*, dan *Silhouette*.

Nilai *Silhouette* positif menunjukkan pengelompokan kluster tersebut baik, nilai mendekati nol menunjukkan pengelompokan kluster lemah, dan nilai negatif menandakan kesalahan pengelompokan. Adapun rumus indeks *Silhouette* sebagaimana dirumuskan pada persamaan 7 (Larose & Larose, 2015).

$$s_i = \frac{b_i - a_i}{\max(b_i, a_i)} \quad (7)$$

dengan s_i : nilai indeks *Silhouette* pada objek ke- i , a_i : jarak antara nilai objek ke- i dengan pusat kluster, b_i : jarak antara nilai objek ke- i dengan pusat kluster terdekat.

Indeks *Dunn* yang tinggi menunjukkan kluster yang terpisah dengan baik dan padat secara internal. Jumlah kluster optimal ditandai oleh nilai indeks *Dunn* yang maksimum (Aselnino & Wijayanto, 2024). Indeks *Dunn* dapat dirumuskan pada persamaan 8.

$$Dunn = \frac{d_{min}}{d_{max}} \quad (8)$$

dengan *Dunn* : indeks *Dunn*, d_{min} : jarak terkecil antara observasi pada kluster yang berbeda, d_{max} : jarak terbesar pada masing-masing kluster data.

Sementara itu, jika nilai indeks *Connectivity* semakin kecil, maka semakin baik hasil pembentukan kluster (Mahadesyawardani dkk., 2024). Indeks *Connectivity* dapat dirumuskan pada persamaan 9.

$$Conn = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L x_{i,nn_{i(j)}} \quad (9)$$

dengan *Conn* : indeks *Connectivity*, $nn_{i(j)}$: pengamatan tetangga terdekat dari data ke- j ke data ke- i , N : banyak pengamatan, L : banyak kluster.

12. Melakukan interpretasi terhadap profil kluster yang terbentuk

Interpretasi profil kluster dilakukan dengan mengkaji nilai *centroid*, yaitu rata-rata dari setiap variabel untuk seluruh objek dalam satu kluster. Nilai *centroid* ini memberikan gambaran karakteristik utama dari masing-masing kluster, sehingga dapat digunakan untuk memberi label atau nama yang merepresentasikan ciri khas kluster tersebut (Nugroho, 2008).

13. Menarik kesimpulan

Tahap terakhir yaitu menarik kesimpulan dari keseluruhan proses analisis yang telah dilakukan.

HASIL DAN PEMBAHASAN



Hasil Penelitian

Dalam penelitian ini, deskripsi data diperlukan untuk memperoleh gambaran umum mengenai faktor yang memengaruhi kemiskinan. Untuk memahami perbedaan faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat, disajikan ringkasan data pada Tabel 2.

Tabel 2. Statistika Deskriptif

Variabel	N	Minimum	Maksimum	Rata-rata	Median	Standar Deviasi
X_1	21	0,97	11,65	4,03	3,31	2,56
X_2	21	55,48	78,09	68,18	68,72	6,73
X_3	21	12,26	16,07	13,68	13,66	1
X_4	21	6,39	12,22	8,95	8,97	1,44
X_5	21	60,51	72,60	66,99	67,08	2,96
X_6	21	6.722	15.894	10.139,48	9.981	2.301,67
X_7	21	1.018,86	18.265,35	6.676,46	3.548,23	5.539,39
X_8	21	79.455	1.391.400	356.232	222.449	349.297
X_9	21	53	100	93,85	99,39	11,96
X_{10}	21	80,50	99,58	93,73	95,61	5,44
X_{11}	21	0,34	72,78	26,29	17,18	24,95

Berdasarkan Tabel 2, terdapat 11 variabel penelitian dengan 21 data observasi yang mewakili masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat. Secara umum, beberapa variabel seperti X_3 , X_4 , dan X_5 memiliki rata-rata dan median yang hampir sama serta standar deviasi kecil, yang menunjukkan distribusi data merata antar wilayah. Sementara itu, variabel seperti X_6 , X_7 , X_8 dan X_{11} menunjukkan penyebaran data yang sangat luas dengan selisih yang besar antara nilai minimum dan maksimum serta standar deviasi yang tinggi. Hal ini mengindikasikan adanya ketimpangan yang cukup signifikan antar daerah. Perbedaan sebaran data yang terjadi menggambarkan adanya keragaman kondisi di masing-masing wilayah, sehingga perlunya analisis mendalam untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan.

Setelah memperoleh gambaran umum dari masing-masing variabel, langkah selanjutnya adalah melakukan standarisasi data menggunakan persamaan 1. Adapun hasil standarisasi data disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Standarisasi Data

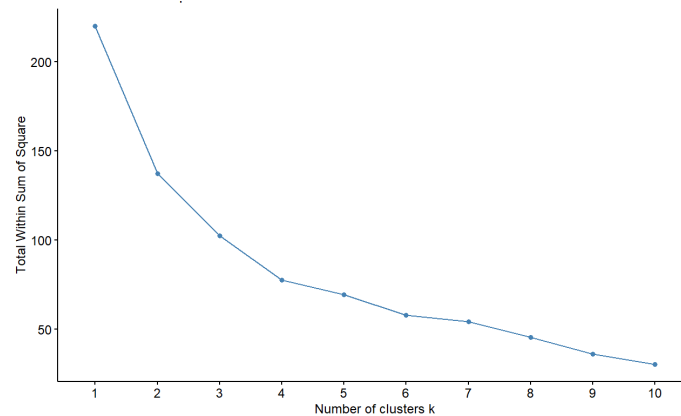
Amatan	Variabel						
	X_1	X_2	X_3	...	X_9	X_{10}	X_{11}
1	0,1188	-0,9171	-1,3526	...	-0,1654	0,4352	0,2906



2	0,6627	-1,0107	-0,7827	...	0,3145	0,1375	0,6630
3	1,0605	-0,7300	0,6870	...	0,3379	0,3452	-0,0217
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
21	-0,1797	1,4721	1,3769	...	0,5143	0,9369	-0,9096

Pada Tabel 3 menunjukkan hasil standarisasi data, di mana satuan antar variabel diseragamkan. Perbedaan satuan dapat menyebabkan hasil perhitungan menjadi tidak valid, sehingga dilakukan proses standarisasi terhadap data aktual untuk menyamakan skala antar variabel.

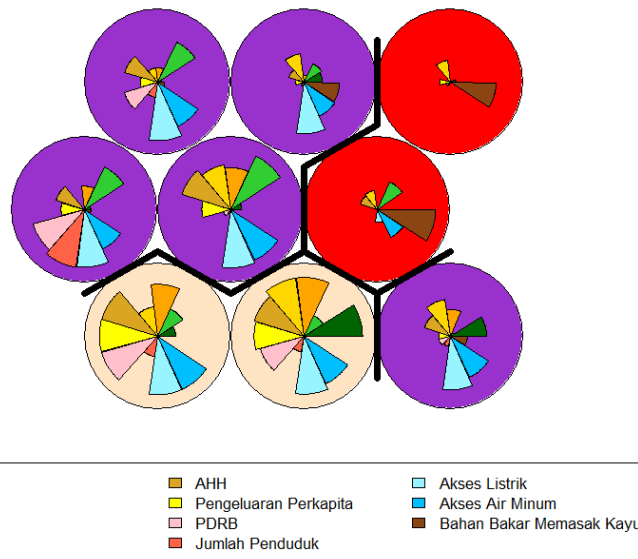
Sebelum melakukan analisis *Self Organizing Maps* (SOM), terlebih dahulu menentukan jumlah kluster yang akan dibentuk. Penentuan jumlah kluster dilakukan dengan metode *Elbow*, yang disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Penentuan Kluster Optimal Metode *Elbow*

Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa grafik mengalami penurunan nilai *Sum of Squares Error* (SSE) seiring bertambahnya jumlah kluster (k) dan membentuk titik siku (*elbow*) di sekitar $k = 3$ dan $k = 4$. Penurunan SSE paling signifikan terjadi pada transisi dari $k = 2$ ke $k = 3$, yang menunjukkan bahwa penambahan kluster hingga $k = 3$ masih memberikan dampak besar terhadap pengurangan variasi dalam kluster. Setelah $k = 3$, penurunan SSE mulai melandai, yang menandakan penambahan kluster selanjutnya tidak memberikan peningkatan yang berarti dalam kualitas klusterisasi. Oleh karena itu, penelitian ini menetapkan jumlah kluster yang akan dibentuk ditetapkan sebanyak 3 kluster.

Setelah jumlah kluster ditentukan, langkah selanjutnya adalah menerapkan algoritma SOM untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat berdasarkan faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan. Hasil pengelompokan dengan algoritma SOM divisualisasikan dalam bentuk diagram kipas (*fan*) yang ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Kipas Algoritma *Self Organizing Maps*

Berdasarkan Gambar 3, penelitian ini menggunakan topologi *hexagonal* dengan ukuran grid 3×3 untuk menghasilkan diagram kipas (*fan*) yang menggambarkan distribusi masing-masing variabel pada setiap neuron dalam peta SOM. Hasil pemetaan menunjukkan terbentuknya tiga kluster (krem, ungu, dan merah). Kluster 1 yang ditandai dengan warna krem mendominasi beberapa variabel, seperti Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Angka Harapan Hidup (AHH), Pengeluaran per Kapita, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Atas Dasar Harga Konstan, rumah tangga dengan sumber penerangan listrik, dan rumah tangga yang memiliki akses air minum layak.

Sementara itu, kluster 2 yang ditandai dengan warna ungu dengan dominasi pada variabel Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) dan jumlah penduduk. Adapun kluster 3 yang ditandai warna merah yang didominasi oleh satu variabel, yaitu rumah tangga dengan penggunaan kayu sebagai bahan bakar memasak.

Hasil kluster yang terbentuk dapat dilihat secara rinci pada Tabel 4, yang menyajikan jumlah dan anggota dari masing-masing kluster.

Tabel 4. Jumlah dan Anggota Kluster

Kluster	Jumlah Anggota	Anggota Kluster
1	2	Ambon, Kota Mataram
2	15	Kepulauan Tanimbar, Maluku Tenggara, Maluku Tengah, Buru, Seram Bagian Barat, Tual, Lombok Barat, Lombok Tengah, Lombok Timur, Sumbawa, Dompu, Bima, Sumbawa Barat, Lombok Utara, Kota Bima.
3	4	Kepulauan Aru, Seram Bagian Timur, Maluku Barat Daya, Buru Selatan.



Pada Tabel 4, dapat diketahui bahwa kluster 1 yang direpresentasikan dengan lingkaran berwarna krem terdiri dari 2 kota, yaitu Kota Ambon dan Kota Mataram. Kluster 2 yang ditunjukkan dengan lingkaran berwarna ungu terdiri dari 15 kabupaten/kota, yaitu Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Kabupaten Maluku Tenggara, Kabupaten Maluku Tengah, Kabupaten Buru, Kabupaten Seram Bagian Barat, Kabupaten Tual, Kabupaten Lombok Barat, Kabupaten Lombok Tengah, Kabupaten Lombok Timur, Kabupaten Sumbawa, Kabupaten Dompu, Kabupaten Bima, Kabupaten Sumbawa Barat, Kabupaten Lombok Utara, Kota Bima. Sementara itu, kluster 3 yang diwakili dengan lingkaran berwarna merah terdiri dari 4 kabupaten, yaitu Kabupaten Kepulauan Aru, Kabupaten Seram Bagian Timur, Kabupaten Maluku Barat Daya, dan Kabupaten Buru Selatan.

Untuk memastikan ketepatan kluster yang terbentuk, dilakukan uji validasi kluster guna mengevaluasi kualitas hasil pengelompokan. Validasi internal terdiri dari tiga metode, yaitu indeks *Connectivity*, *Dunn*, dan *Silhouette*. Hasil dari ketiga metode validasi internal tersebut disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Validasi Kluster

Metode	Ukuran Kluster				
	3	4	5	6	7
<i>Connectivity</i>	18,5532	23,7845	31,9548	35,6532	37,5226
<i>Dunn</i>	0,3530	0,5461	0,2591	0,2914	0,4313
<i>Silhouette</i>	0,2648	0,2468	0,1654	0,1183	0,1262

Pada Tabel 5 terlihat bahwa nilai indeks *Connectivity* terkecil yaitu 18,5532 pada kluster 3, indeks *Dunn* terbesar yaitu 0,5461 pada kluster 4, dan indeks *Silhouette* terbesar yaitu 0,2648 pada kluster 3. Berdasarkan hasil validasi internal tersebut, dapat disimpulkan bahwa jumlah kluster terbaik pada analisis SOM untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat berdasarkan faktor yang memengaruhi kemiskinan adalah 3 kluster, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai terbaik pada indeks *Connectivity* dan *Silhouette*.

Hasil kluster yang terbentuk, kemudian dilakukan perhitungan nilai rata-rata untuk setiap kluster. Perhitungan ini dapat mengidentifikasi karakteristik dari masing-masing kluster. Hasil perhitungan rata-rata atau profilisasi kluster disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Profilisasi Hasil Kluster

Variabel	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3
Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) (X_1)	8,22	3,97	2,17
Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) (X_2)	67,03	69,64	63,26
Harapan Lama Sekolah (HLS) (X_3)	15,87	13,66	12,68
Rata-rata Lama Sekolah (RLS) (X_4)	10,89	8,75	8,74



Angka Harapan Hidup (AHH) (X_5)	72,01	67,21	63,65
Pengeluaran per Kapita (X_6)	15.293	9.924	8.371
Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Atas Dasar Harga Konstan (X_7)	13.115	7.098	1.876
Jumlah penduduk (X_8)	400.013	417.559	104.362
Rumah tangga dengan sumber penerangan utama listrik (X_9)	99,86	98,58	73,09
Rumah tangga yang memiliki akses air minum layak (X_{10})	98,59	95,16	85,96
Rumah tangga yang bahan bakar memasak dengan kayu (X_{11})	1,29	19,48	64,33

Berdasarkan Tabel 6, kluster 1 merepresentasikan wilayah dengan karakteristik paling maju dibandingkan dua kluster lainnya. Meskipun TPT cukup tinggi, yaitu 8,22%, kondisi ini diimbangi oleh capaian indikator pembangunan manusia dan ekonomi yang sangat baik. Hal tersebut ditunjukkan oleh HLS sebesar 15,87 tahun, RLS sebesar 10,89 tahun, AHH sebesar 72,01 tahun, Pengeluaran per Kapita tertinggi sebesar 15.293 ribu rupiah, serta PDRB sebesar 13.115 miliar rupiah. Selain itu, akses terhadap infrastruktur dasar juga tergolong sangat baik. Hal ini tercermin dari persentase rumah tangga pengguna listrik mencapai 99,86% dan akses air minum layak sebesar 98,59%.

Sementara itu, kluster 2 menunjukkan capaian indikator yang lebih baik dibandingkan kluster 3, namun belum mencapai tingkat kemajuan yang terlihat pada kluster 1. Karakteristik utama kluster ini terletak pada tingginya Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), yang mengindikasikan potensi tenaga kerja yang cukup besar. Meskipun demikian, kluster ini juga ditandai oleh jumlah penduduk yang relatif tinggi, yang dapat menjadi tantangan tersendiri dalam penyediaan lapangan kerja dan pemerataan akses terhadap layanan dasar.

Sebaliknya, kluster 3 merepresentasikan wilayah dengan kondisi paling tertinggal di antara ketiga kluster. Ciri utama kluster ini adalah tingginya persentase rumah tangga yang masih menggunakan kayu sebagai bahan bakar memasak, yakni sebesar 64,33%. Kluster ini juga menunjukkan rendahnya kualitas pada aspek pendidikan, kesehatan, ekonomi, dan infrastruktur. Hal tersebut tercermin dari rata-rata lama sekolah (RLS) sebesar 8,74 tahun, angka harapan hidup (AHH) sebesar 63,65 tahun, persentase rumah tangga dengan sumber penerangan utama listrik hanya 73,09%, serta produk domestik regional bruto (PDRB) yang hanya mencapai 1.876 miliar rupiah.

Pembahasan

Berdasarkan hasil analisis data menggunakan *Self Organizing Maps* (SOM), terbentuk 3 kluster wilayah yang mempresentasikan faktor yang memengaruhi kemiskinan di kabupaten/kota Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat. Sebelum proses klusterisasi dilakukan, jumlah kluster ditentukan terlebih dahulu menggunakan metode *Elbow*, yang



menghasilkan 3 klaster. Untuk mengevaluasi kualitas klasterisasi dilakukan validasi internal menggunakan tiga metode, yaitu indeks *Connectivity*, *Dunn*, dan *Silhouette*. Hasil validasi menunjukkan bahwa jumlah klaster yang paling optimal adalah 3, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai indeks *Connectivity* dan *Silhouette*. Hasil pemetaan menggunakan SOM divisualisasikan dalam bentuk diagram kipas dengan warna krem, ungu, dan merah.

Klaster 1 yang ditunjukkan dengan lingkaran berwarna krem terdiri dari 2 kota, yaitu Kota Ambon dan Kota Mataram, dan merepresentasikan wilayah dengan tingkat pembangunan paling tinggi di antara klaster lainnya. Klaster ini unggul pada sejumlah indikator penting seperti Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Angka Harapan Hidup (AHH), Pengeluaran per Kapita, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), serta akses rumah tangga terhadap listrik dan air minum layak. Meskipun angka TPT tergolong tinggi (8,22%), hal ini diimbangi dengan pencapaian yang sangat baik dalam aspek pendidikan, kesehatan, ekonomi, dan infrastruktur dasar yang mencerminkan kualitas pembangunan manusia yang optimal di wilayah ini.

Klaster 2 yang ditunjukkan dengan lingkaran warna ungu terdiri atas 15 kabupaten/kota, yaitu Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Kabupaten Maluku Tenggara, Kabupaten Maluku Tengah, Kabupaten Buru, Kabupaten Seram Bagian Barat, Kota Tual, Kabupaten Lombok Barat, Kabupaten Lombok Tengah, Kabupaten Lombok Timur, Kabupaten Sumbawa, Kabupaten Dompu, Kabupaten Bima, Kabupaten Sumbawa Barat, Kabupaten Lombok Utara, dan Kota Bima. Klaster ini didominasi oleh variabel Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) dan jumlah penduduk. Hal ini menunjukkan adanya potensi tenaga kerja yang melimpah di wilayah-wilayah tersebut. Namun, besarnya jumlah penduduk juga menghadirkan tantangan dalam penyediaan lapangan kerja, pelayanan pendidikan, serta infrastruktur pendukung lainnya yang memadai untuk menunjang kesejahteraan masyarakat.

Klaster 3 yang ditunjukkan dengan lingkaran warna merah terdiri dari 4 kabupaten/kota, yaitu Kabupaten Kepulauan Aru, Kabupaten Seram Bagian Timur, Kabupaten Maluku Barat Daya, dan Kabupaten Buru Selatan. Klaster ini didominasi oleh satu variabel utama, yaitu penggunaan kayu sebagai bahan bakar memasak, yang mencerminkan rendahnya akses terhadap energi modern. Selain itu, rendahnya kualitas dalam aspek pendidikan, layanan kesehatan, ekonomi, serta infrastruktur dasar menjadi faktor utama yang memperburuk kondisi kemiskinan di wilayah ini.

SIMPULAN

Penelitian ini mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Maluku dan Nusa Tenggara Barat berdasarkan faktor yang memengaruhi kemiskinan menggunakan Metode *Self Organizing Maps* (SOM). Hasil analisis menghasilkan 3 klaster wilayah dengan karakteristik kemiskinan yang berbeda-beda. Klaster 1 mencakup 2 kota dengan tingkat pembangunan tertinggi, ditandai oleh keunggulan dalam pendidikan, kesehatan, ekonomi, dan infrastruktur dasar. Namun demikian, klaster ini masih menghadapi tantangan berupa Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) yang relatif tinggi. Klaster 2 terdiri atas 15 kabupaten/kota didominasi oleh Tingkat Partisipasi



Angkatan Kerja (TPAK) dan jumlah penduduk yang besar. Hal ini mencerminkan potensi tenaga kerja yang tinggi, namun sekaligus menjadi tantangan dalam hal penyediaan lapangan kerja dan pemerataan akses terhadap layanan dasar. Klaster 3 terdiri dari 4 kabupaten/kota dengan kondisi paling tertinggal, ditandai oleh dominasi penggunaan kayu sebagai bahan bakar memasak dan rendahnya akses terhadap pendidikan, layanan kesehatan, ekonomi, dan infrastruktur dasar. Ketiga klaster ini menunjukkan adanya kesenjangan pembangunan antarwilayah yang memerlukan pendekatan kebijakan yang berbeda dan berbasis karakteristik wilayah masing-masing.

DAFTAR PUSTAKA

- Asan, U., & Ercan, S. (2012). *An Introduction to Self-Organizing Maps*. Paris: Atlantis Press.
- Aseknino, P., & Wijayanto, A. W. (2024). Analisis Perbandingan Metode Hierarchical dan Non-Hierarchical dalam Pembentukan Cluster Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Women Empowerment. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 6(1), 57–68.
- Badan Pusat Statistik. (2023). Profil Kemiskinan di Indonesia Maret 2023.
- Brock, G., Datta, S., Pihur, V., & Datta, S. (2008). clVallid: An R Package for Cluster Validation. *Journal of Statistical Software*, 25(4), 371–372.
- Direktorat Jenderal Perbendaharaan Kementerian Keuangan Republik Indonesia. (2024). Pengentasan dari Kemiskinan: Strategi dan Peran KPPN selaku Treasurer dan Financial Advisor. Diakses pada 17 Juni 2025 dari <https://djpb.kemenkeu.go.id/portal/id/berita/lainnya/opini/4296-pengentasan-dari-kemiskinan-strategi-dan-peran-kppn-selaku-treasurer-dan-financial-advisor.html>
- Harnanto, Y. I., Rusgiyono, A., & Wuryandari, T. (2017). Penerapan Analisis Klaster Metode Ward Terhadap Kabupaten/Kota Di Jawa Tengah Berdasarkan Pengguna Alat Kontrasepsi. *Jurnal Gaussian*, 6(4), 528–537.
- Heatubun, E. L., Wattimena, A. Z., & Batkunde, H. (2024). Analisis Klaster Daerah Sampah Menggunakan Metode Som, Single Linkage dan Average Linkage. *PARAMETER: Jurnal Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 3(01), 33–48.
- Imani, N., Alfassa, A. I., & Yolanda, A. M. (2023). Self Organizing Map (SOM) Clustering untuk Analisis Data Indikator Sosial di Provinsi Nusa Tenggara Timur. *Jurnal Gaussian*, 11(3), 458–467.
- Kohonen, T. (2001). *Self-Organizing Maps*. New York: Springer.
- Larose, D. T., & Larose, C. D. (2015). *Data Mining and Predictive Analytics: Second Edition*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Mahadesyawardani, A., Zhafirab, A. A., Ariyawan, J., Humaira, E. P., Mardianto, M. F. F., Amelia, D., & Ana, E. (2024). Pengelompokan Kabupaten dan Kota di Jawa Timur berdasarkan Percepatan Pemulihan Ekonomi Menggunakan Pendekatan Hierarchy. *Eksponensial*, 15(1), 39–48.
- Nugroho, S. (2008). Statistika Multivariat Terapan. Bengkulu: In *UNIB Press Bengkulu*.
- Thamrin, N., & Wijayanto, A. W. (2021). Comparison of Soft and Hard Clustering: A Case Study on Welfare Level in Cities on Java Island. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 5(1), 141–160.
- Ulinnuh, N., & Veriani, R. (2020). Analisis Cluster dalam Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Variabel Penyakit Menular Menggunakan Metode Complete Linkage,



- Average Linkage dan Ward. *InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan*, 5(1), 101–108.
- Wati, R. K., Pratiwi, H., & Sulandari, W. (2024). Perbandingan Algoritma Density-Based Spatial Clustering Algorithm with Noise (DBSCAN) dan Self-Organizing Map (SOM) untuk Clustering Data Gempa Bumi. *Jurnal Statistika*, 24(2), 151–160.
- Worldometer. (2023). Population of Indonesia 2023. Diakses pada tanggal 25 Februari 2025, dari <https://www.worldometers.info/world-population/indonesia-population/>
- 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 (STATKOM)*, 3(1), 32–41.
- Yulianto, S., & Hidayatullah, K. H. (2014). Analisis Klaster untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah Berdasarkan Indikator Kesejahteraan Rakyat. *Jurnal Statistika*, 2(1), 56–63.
- Zulfahmi, R. N., Daul, M. K., Ayyubi, M. Al, Pradnyana, I. W. J., & Bekti, R. D. (2023). Pemetaan Kerentanan Tingkat Kriminalitas Menggunakan Metode Self Organizing Map. *INSOLOGI: Jurnal Sains Dan Teknologi*, 2(5), 872–881.