

Application of the Self-Organizing Maps Method in Clustering Based on Indicators of Need for Social Welfare Services in West Java Province

Maulidya Hernanda, Admi Salma*, Dodi Vionanda, Zamahsary Martha

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

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

Submitted : 12 Juli 2023

Revised : 10 Agustus 2023

Accepted : 21 Agustus 2023

ABSTRACT

Province of West Java in Indonesia has witnessed a rise in its impoverished population. Being the most populous province in Indonesia, West Java faces complex social welfare issues due to its large population. This study aims to conduct cluster analysis to identify district city clusters in West Java province and determine the characteristics of these groups based on the indicators of the Need for Social Welfare Services. The self-organizing maps (SOM) method will be utilized for this analysis. SOM is an unsupervised learning method in which the training process does not require supervision (target output) and produces input representations in two dimensions (maps). In this study, the results obtained were for 3 clusters: cluster 1, which consisted of 24 districts or cities had a high average score for each member in the cluster; then cluster 2 consisting of Cianjur and Karawang regencies shows the highest social welfare problems compared to other clusters, and cluster 3 which consists of Bandung city, showed that the most prominent social welfare problem is the indicator of socio-economic vulnerability of women, with an average of 34.549 cases per year. Based on the results obtained, it is necessary to make the right decisions regarding allocations, resources, more effective service planning, and the development of more targeted social welfare programs.

Keywords: Cluster, Internal Validation, Pemerlu Pelayanan Kesejahteraan Sosial (PPKS), 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 any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Salah satu isu sosial di Indonesia yang membutuhkan keterlibatan pekerja sosial dalam penanganannya adalah masalah kemiskinan. Salah satu Provinsi di Indonesia yang mengalami peningkatan penduduk miskin adalah Provinsi Jawa Barat. Data Badan Pusat Statistik Indonesia tahun 2021 menunjukkan bahwa Provinsi Jawa Barat masuk dalam lima provinsi dengan jumlah penduduk miskin terbanyak di negara ini. Penyebab utama meningkatnya jumlah penduduk miskin di Provinsi Jawa Barat adalah pertambahan jumlah penduduk yang pesat. Menurut data dari Direktorat Jenderal Kependudukan dan Pencatatan Sipil, pada tahun 2021 populasi di Provinsi Jawa Barat mencapai 48 juta jiwa. Dimana Provinsi Jawa Barat menjadi provinsi dengan Jumlah penduduk terbanyak di Indonesia. Meskipun demikian, kenaikan jumlah penduduk ini tidak menjamin peningkatan kesejahteraan bagi masyarakat di Provinsi Jawa Barat, karena wilayah dengan populasi besar seringkali menghadapi masalah yang lebih kompleks.

Dalam upaya penanggulangan kemiskinan di Indonesia, kelompok yang secara sosial rentan disebut sebagai Pemerlu Pelayanan Kesejahteraan Sosial (PPKS). Kelompok PPKS ini meliputi individu, kelompok, atau masyarakat yang menghadapi kesulitan, hambatan, dan gangguan dalam memenuhi kebutuhan hidup mereka secara fisik, mental, dan sosial secara normal (Kementerian Sosial RI, 2021). Di Provinsi Jawa Barat, pada tahun 2021, masalah kesejahteraan sosial yang paling umum terjadi adalah jumlah penduduk miskin yang mencapai 1.775.519 jiwa, diikuti oleh masalah kesejahteraan keluarga dengan masalah psikologis yang mencakup 40.178 jiwa, dan juga masalah kesejahteraan sosial perempuan yang rentan mengalami masalah ekonomi dengan jumlah mencapai 387.436 jiwa.

Tidak diperhatikannya PPKS dari kelompok rentan masalah kesejahteraan sosial ini bisa berakibat pada terjadinya ketimpangan dan ketidakadilan (*inequity*) di dalam masyarakat, yang bisa mengarah pada kesejahteraan dan stabilitas masyarakat. Untuk itu, menjadi penting untuk melihat kebutuhan kelompok rentan tersebut secara terpisah sehingga upaya pelayanan sosial yang diarahkan kepada mereka bisa mencukupi dan mampu memberdayakan mereka baik secara sosial maupun ekonomi. Yang pada akhirnya bisa berkontribusi terhadap pengurangan kesenjangan sosial, ketidakadilan

dan kemiskinan. Salah satu metode pengelompokan yang dapat digunakan adalah algoritma *self organizing maps* (SOM). SOM merupakan metode *unsupervised learning* dimana pada proses pelatihannya tidak memerlukan pengawasan (target output) dan menghasilkan representasi input ke dalam bentuk dua dimensi (*maps*) yang mempermudah kita untuk memahami pola dan struktur data secara intuitif (Hastie dkk, 2009).

Penggunaan metode SOM dalam melakukan analisis kluster telah dilakukan sebelumnya oleh para peneliti. Hafiludien (2018) melakukan pengelompokan untuk pemetaan penyandang kesejahteraan sosial. Irwan dkk (2020) melakukan pengelompokan kelompok tingkat kesejahteraan masyarakat, penelitian ini merupakan pengembangan materi pada penelitian sebelumnya yang belum menampilkan dan menjelaskan bagaimana cara perhitungan manualnya.

Dalam penelitian ini, algoritma SOM akan dimanfaatkan untuk melakukan pengklasteran dengan tujuan menghasilkan kelompok kluster dari indikator PPKS di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021. Secara keseluruhan, hasil dari penelitian ini adalah gambaran kluster yang mencerminkan karakteristik dari setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan indikator PPKS tahun 2021.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder mengenai informasi dari indikator PPKS tahun 2021 di Provinsi Jawa Barat yang berasal dari situs resmi Dinas Sosial Provinsi Jawa Barat. Berdasarkan informasi tersebut, Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat, akan dikelompokkan berdasarkan indikator PPKS. Terdapat dua belas variabel yang digunakan, yaitu: anak balita terlantar (X1), anak terlantar (X2), anak dengan disabilitas (X3), lanjut usia terlantar (X4), penyandang disabilitas (X5), tuna susila (X6), pengemis (X7), pemulung (X8), orang dengan HIV (X9), perempuan rawan sosial ekonomi (X10), fakir miskin (X11), dan keluarga bermasalah psikologis (X12).

Langkah-langkah yang dijalankan dalam analisis SOM adalah sebagai berikut:

1. Melakukan standarisasi data

Untuk memastikan validitas analisis kluster, data perlu distandarisasi ketika variabel-variabel yang diteliti memiliki variasi satuan yang berbeda. Proses standarisasi dilakukan dengan mentransformasikan data asli sebelum dianalisis lebih lanjut. Transformasi ini diterapkan pada variabel yang relevan, diubah menjadi bentuk *z-score* (Riswan dkk, 2019). Proses standarisasi data dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan (1),

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

Keterangan:

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

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

\hat{x}_k : rata-rata variabel ke-*k*

s_k : simpangan baku variabel ke-*k*

2. Menentukan jumlah kluster menggunakan metode *Elbow*

Salah satu teknik statistik yang dapat digunakan untuk menghasilkan informasi dalam menentukan jumlah optimal K adalah metode *Elbow*, metode ini melibatkan perbandingan presentase antara jumlah kluster yang membentuk sudut siku pada suatu titik (Madhulatha, 2012). Dalam metode *Elbow*, perbandingan antara jumlah kluster diperoleh dengan menghitung nilai kesalahan jumlah kuadrat *Sum of Square Error* (SSE) untuk setiap nilai kluster, ketika jumlah kluster K semakin meningkat, nilai SSE akan cenderung semakin kecil (Irwanto, 2012). Persamaan (2) digunakan untuk mendefinisikan rumus SSE.

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

Keterangan:

K: kluster ke-*c*

x_i : jarak objek ke-*i*

c_k : pusat kluster ke-*k*

- Proses inisialisasi dalam algoritma SOM melibatkan beberapa langkah penting. Langkah pertama adalah menetapkan inisialisasi bobot W_{ij} di mana nilai bobot W_{ij} dipilih secara acak dari rentang nilai vektor input. Selanjutnya, nilai *learning rate* (α) ditetapkan dengan menggunakan nilai default, yaitu 0,01. Setelah itu, nilai radius R ditentukan, di mana dalam jaringan kohonen, nilai radius R adalah 0. Ketika R memiliki nilai 0, hanya vektor input pemenang yang akan mengalami proses pembelajaran.
- Apabila kondisi berhenti tidak terpenuhi, dilakukan langkah-langkah 6 hingga 10.

5. Melakukan langkah 7 hingga 9 untuk setiap vektor input x_i .
6. Melakukan perhitungan jarak Euclidean, yang merupakan jarak antara bobot W_{ij} dan vektor input x_i untuk setiap klaster j , menggunakan persamaan (3),

$$D_j = \sum_l (W_{ij} - x_i)^2 \quad (3)$$

Keterangan:

D_j : jarak *euclidean*

W_{ij} : bobot yang menghubungkan antara vektor input x_i menuju ke unit y_j

7. Mengidentifikasi nilai J yang menghasilkan nilai D_j minimum.
8. Modifikasi bobot W_{ij} dari vektor input pemenang dengan menggunakan persamaan (4) untuk mendapatkan bobot W_{ij} yang baru.

$$W_{ij}(\text{new}) = W_{ij}(\text{old}) + \alpha[x_i - W_{ij}(\text{old})] \quad (4)$$

Keterangan:

$W_{ij}(\text{new})$: Bobot yang mengalami perubahan atau modifikasi.

$W_{ij}(\text{old})$: Bobot pada awalnya sebelum mengalami perubahan atau modifikasi.

α : nilai *learning rate*

x_i : vektor input ke- i

9. Memperbarui nilai *learning rate* menggunakan persamaan (5),

$$\alpha(t + 1) = 0,5 * \alpha(t) \quad (5)$$
10. Mengurangi nilai radius R dengan tujuan mencapai *learning rate* minimum yang diinginkan.
11. Melakukan uji kondisi untuk menghentikan iterasi.

Kohonen menyatakan bahwa terdapat dua pendekatan untuk mengurangi nilai *learning rate* secara linier dan geometrik, dan kedua metode ini menghasilkan hasil yang memadai selama proses iterasi. Selama iterasi, nilai radius R yang menunjukkan jarak antara klaster juga akan mengalami penurunan. Pembentukan klaster dipengaruhi oleh dua faktor: jumlah iterasi yang telah ditentukan sebelumnya dan kondisi konvergensi akhir. Untuk mencapai kondisi konvergensi akhir, diperlukan waktu yang lama dan *learning rate* yang rendah. Oleh karena itu, seringkali iterasi dilakukan berdasarkan nilai yang telah ditetapkan sebelumnya (Fausset, 1994).

12. Melakukan validasi klaster
Validasi klaster bertujuan untuk menguji bahwa hasil dari pengelompokan mampu mewakili populasi penelitian, dimana sifatnya stabil dan berlaku umum untuk objek lainnya (Rivani, 2010). Validasi internal menggunakan informasi internal pada data untuk menilai kualitas klastering validasi internal mencerminkan kepadatan, hubungan, dan pemisahan partisi klaster, kepadatan berhubungan dengan mengevaluasi homogenitas klaster biasa dilihat dari varian intra-klaster, hubungan menunjukkan penempatan beberapa data pengamatan dalam sebuah klaster dimana data tersebut diukur dengan konektivitas, pemisahan partisi klaster menunjukkan tingkat pengukuran jarak antar dua klaster (Nahdliyah dkk, 2019).
Ada banyak metode yang terdapat dalam validasi internal diantaranya sebagai berikut (Halim dan Widodo, 2017):
 - a) Indeks *Dunn*
Merupakan rasio dari jarak terdekat antara data observasi di klaster berbeda terhadap jarak terjauh pada intra-klaster (Irwansyah dan Faisal, 2015). Indeks *Dunn* dapat dirumuskan pada persamaan (6),

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

Keterangan:

d_{min} : jarak minimum antara observasi pada klaster yang berbeda

d_{max} : jarak maximum pada masing-masing klaster data

- b) Indeks *Silhouette*
Adalah indeks yang digunakan untuk mengukur tingkat kepercayaan dalam proses klastering. Dalam pengamatan tertentu, klaster dikatakan terbentuk dengan baik jika nilai indeks mendekati 1. Sebaliknya, jika nilai indeks mendekati -1, hasil klaster yang terbentuk dianggap kurang baik (Halim dan Widodo, 2017). Persamaan (7) merumuskan indeks *silhouette*.

$$S^{(i)} = \frac{b^{(i)} - a^{(i)}}{\max(a^{(i)}, b^{(i)})} \quad (7)$$

Keterangan:

$s_{(i)}$: Indeks *Silhouette* pada objek ke- i

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

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

c) Indeks *Connectivity*

Adalah indeks yang menunjukkan tingkat hubungan klaster, ditentukan dengan jumlah tetangga terdekat. Indeks *connectivity* adalah indeks yang memiliki nilai antara 0 sampai tak hingga. Sehingga, semakin kecil nilai dari *connectivity* maka semakin baik klaster yang dihasilkan. Indeks *connectivity* dapat dirumuskan pada persamaan (8),

$$conn(c) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L X_{i,nni(j)} \quad (8)$$

Keterangan:

$nn_{i(j)}$: pengamatan tetangga terdekat dari objek j ke objek di- i

L : parameter jumlah tetangga terdekat.

$X_{i,nni(j)}$: nilai pada objek ke- i bernilai 0 jika objek i dan j dalam satu klaster dan nilai 1 untuk objek j tidak dalam satu klaster.

13. Dalam membuat kesimpulan, rangkuman hasil dan pembahasan digunakan untuk mengatasi permasalahan yang telah dijelaskan pada bagian pendahuluan.

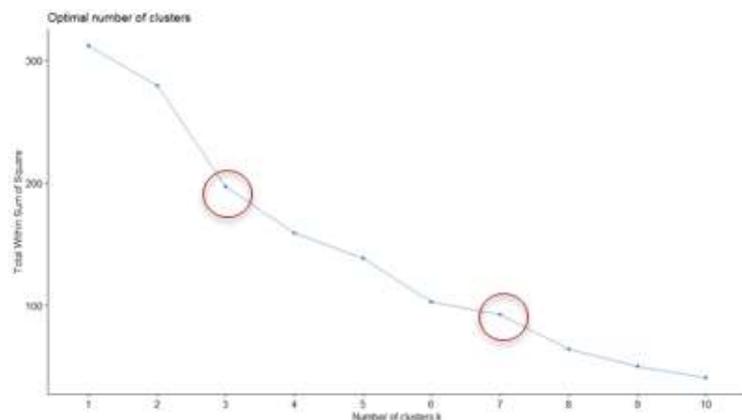
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Langkah awal yang dilakukan untuk analisis klaster dengan algoritma SOM dilakukan proses standardisasi data terlebih dahulu. Proses standardisasi dilakukan dikarenakan terdapat perbedaan skala data yang signifikan. Hasil standardisasi ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data yang Telah distandardisasi

Kabupaten/Kota	X ₁	X ₂	X ₃	X ₁₂
Bogor	-0,21	-0,01	-0,74	-0,21
Sukabumi	4,78	-0,20	-0,65	-0,21
:	:	:	:	:	:
Banjar	-0,24	-0,18	-0,36	-0,21

Sebelum melakukan analisis klustering dengan algoritma SOM berdasarkan indikator PPKS di Provinsi Jawa Barat tahun 2021, terlebih dahulu ditentukan jumlah klaster optimum dengan grafik yang dihasilkan dari metode elbow seperti pada Gambar 1.

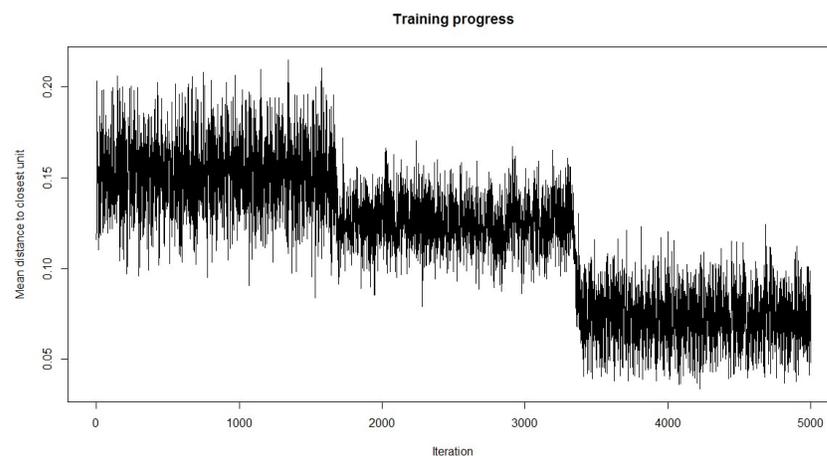


Gambar 1. Grafik Metode *Elbow*

Pada Gambar 1 terlihat nilai dari *Within Sum of Square* pada titik klaster 3 hingga 7 mulai bergerak melandai. kondisi ini sangat berbeda dengan pergerakan titik klaster di angka- sebelumnya yang menggambarkan perubahan cukup curam. Pergerakan melandai ini artinya bahwa selain titik klaster 3 hingga 7, penambahan titik klaster lebih lanjut tidak memberikan keuntungan yang signifikan dalam mengurangi varians. Inilah yang dikenal sebagai "*elbow point*".

Pada penelitian ini digunakan 3 klaster untuk mengelompokan wilayah di Provinsi Jawa Barat berdasarkan indikator PPKS tahun 2021 dan melihat karakteristik dari setiap klaster yang terbentuk dengan menggunakan metode SOM. Pembentukan klaster pada SOM melibatkan empat proses karakteristik. Pertama *Initialization*, di mana bobot awal diatur secara acak, kedua *Competition* neuron menghitung nilai masing-masing fungsi diskriminan yang memberi dasar untuk kompetisi, ketiga *Cooperation* yaitu menentukan lokasi spasial *winning neuron* dari lingkungan topologi *excited neuron*, dan yang keempat *Adaptation*, yaitu menurunkan nilai fungsi diskriminan *Excited neuron* yang berkaitan dengan pola input melalui penyesuaian bobot terkait.

Untuk memperoleh kelompok klaster daerah berdasarkan indikator PPKS di Provinsi Jawa Barat tahun 2021 dan memahami karakteristik dari setiap kelompok klaster, digunakan analisis pengelompokan menggunakan algoritma SOM. Algoritma SOM digunakan untuk memisahkan pola masukan menjadi beberapa kelompok, pola masukan berbentuk vektor dengan n komponen, yang akan dikelompokkan ke dalam maksimum m kelompok. Dalam proses *Training progress* jaringan SOM, dilakukan upaya untuk mengurangi rata-rata jarak antara setiap objek dengan unit terdekat dalam jaringan tersebut (Wehrens dan Buydens, 2007).



Gambar 2. Gambaran Pembentukan Kelompok Pada Data PPKS Provinsi Jawa Barat tahun 2021

Gambar 2 menggambarkan jumlah kemajuan *Training progress* yang mencerminkan iterasi yang dilakukan terhadap jarak rata-rata ke unit terdekat. Proses iterasi dalam penelitian ini dilakukan sebanyak 5000 iterasi, dan terlihat bahwa setelah iterasi ke-3500, proses iterasi mulai konvergen. Konvergen merujuk pada situasi di mana serangkaian nilai mendekati nilai lain ketika jumlah pengamatan atau iterasi meningkat. Ini menandakan bahwa semakin banyak iterasi dilakukan, hasilnya akan semakin dekat dengan nilai yang diinginkan. Gambar 2 menunjukkan bahwa semakin banyak iterasi yang dilakukan, maka jarak rata-rata antara unit klaster semakin mengecil, sehingga hasil pengelompokan (klustering) menjadi lebih baik. Proses *Training progress* mencapai kekonvergenan ketika nilai rata-rata jarak antara unit klaster berada di bawah 0,05. Selama proses algoritma SOM, akan dihasilkan SOM Model yang memperlihatkan diagram *fan* atau diagram kipas seperti yang terlihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Kipas (*fan*) Tentang Kluster yang Terbentuk dan Besarnya Masalah Kesejahteraan Sosial Pada Setiap Kluster

Peneliti menggunakan tampilan *Hexagonal* dengan grid 3x3 untuk menghasilkan diagram kipas yang menggambarkan distribusi variabel pada peta. Proses pemahaman diagram dalam algoritma SOM berhasil dicapai saat diagram tersebut diberi penandaan warna dan dibatasi oleh vektor-vektor yang terlihat dalam plot pemetaan, seperti pada Gambar 3. Diagram kipas menampilkan bagaimana variabel didistribusikan pada pemetaan yang mana semakin besar ukuran kipas, semakin tinggi nilai variabelnya, dan terdapat neuron yang berbentuk lingkaran dimana menggambarkan karakteristik dari setiap anggota neuron.

Berdasarkan Gambar 3 dapat disimpulkan bahwa terdapat 3 kluster (merah, hijau, dan biru) dengan 9 neuron. Pada kluster berwarna merah memiliki 7 neuron dengan karakteristik ukuran diagram kipas yang relatif besar, dimana setiap neuron memiliki variabel yang dominan. Meskipun terdapat neuron yang memiliki ukuran diagram kipas yang kecil seperti pada neuron 5 yaitu variabel pengemis dan pemulung. Namun, tidak dapat menutupi bahwa masalah kesejahteraan sosial pada kluster ini masih tergolong tinggi. Dikarenakan dari 9 neuron yang ada, 7 neuron diantaranya merupakan neuron pada kluster berwarna merah. Pada kluster berwarna hijau memiliki 1 neuron dengan ukuran diagram kipas terbesar diantara kluster lainnya, hal ini dikarenakan dari 12 variabel terdapat 5 variabel yang dominan yaitu variabel anak balita terlantar, anak terlantar, penyandang disabilitas, perempuan rawan sosial ekonomi, dan fakir miskin. Pada kluster berwarna biru memiliki 1 neuron dimana terdapat 4 variabel dominan yaitu variabel perempuan rawan sosial ekonomi dimana memiliki ukuran diagram kipas yang paling besar dibandingkan variabel lainnya. Tabel 2 dan 3 menunjukkan informasi lebih lanjut tentang kluster yang dihasilkan dan sifat dari masing-masing kluster.

Tabel 2. Jumlah dan Anggota Kluster

Kluster	Jumlah Anggota Kluster	Anggota Kluster
1	24	Kabupaten Tasikmalaya , Kabupaten Sukabumi, Kabupaten Bogor, Kabupaten Ciamis, Kabupaten Garut, Kabupaten Majalengka, Kabupaten Kuningan, Kabupaten Sumedang, Kabupaten Subang, Kabupaten Bekasi, Kabupaten Bandung Barat, Kabupaten Indramayu, Kabupaten Purwakarta, Kabupaten Pangandaran, Kota Bekasi, Kota Cimahi, Kota Bogor, Kota Bandung, Kota Depok, Kota Sukabumi, Kota Cirebon, Kota Banjar, Kota Tasikmalaya, Kota Cimahi.
2	2	Kabupaten Cianjur, dan Kabupaten Karawang
3	1	Kabupaten Bandung

Berdasarkan Tabel 2, dapat diketahui bahwa kluster 1 terdiri dari 24 Kabupaten/Kota dan direpresentasikan oleh lingkaran berwarna merah. Kluster 2 terdiri dari Kabupaten Cianjur dan Kabupaten Karawang, diwakili oleh lingkaran berwarna hijau kekuningan. Sementara itu, kluster 3 terdiri dari Kabupaten Bandung diasosiasikan dengan lingkaran berwarna biru. Dalam proses profilisasi, data dikembalikan ke keadaan sebelum dilakukan standarisasi, dan kemudian

rata-rata dihitung untuk setiap kluster yang terbentuk berdasarkan 12 variabel yang digunakan. Berikut pada Tabel 3 adalah hasil profilisasi untuk masing-masing kluster.

Tabel 3. Profilisasi Hasil Kluster

Variabel	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3
Anak Balita Terlantar (X ₁)	2151	8209	5
Anak Terlantar (X ₂)	966	89324	721
Anak Dengan Kedisabilitas (X ₃)	248	279	1
Lanjut Usia Terlantar (X ₄)	2730	339	38
Penyandang Disabilitas (X ₅)	1978	6901	4515
Tuna Susila (X ₆)	327	71	341
Pengemis (X ₇)	151	149	182
Pemulung (X ₈)	181	152	35
Orang Dengan HIV (X ₉)	252	6364	220
Perempuan Rawan Sosial Ekonomi (X ₁₀)	14068	7630	34549
Fakir Miskin (X ₁₁)	49501	293744	4
Keluarga Bermasalah Psikologis (X ₁₂)	16712	50	0

Tabel 3 menggambarkan profilisasi atau karakteristik yang menonjol pada masing-masing kluster. Kluster 1 tidak menunjukkan indikasi bahwa masalah kesejahteraan sosial yang rendah ada dalam kluster tersebut. Dapat disimpulkan bahwa kluster 1 menghadapi tantangan kesejahteraan sosial yang tinggi, dan setiap anggota kluster mengalaminya secara setara, hal ini terlihat dengan nilai rata-rata yang besar untuk setiap variabel pada kluster 1. Kluster 2 menunjukkan masalah kesejahteraan sosial tertinggi dibandingkan kluster lain. Dari 12 variabel terdapat 6 variabel yang mendominasi, yaitu fakir miskin, anak terlantar, anak balita terlantar, perempuan yang rawan sosial ekonomi, penyandang disabilitas, dan orang dengan HIV. Sedangkan pada kluster 3 terdapat 1 variabel yang dominan yaitu perempuan rawan sosial ekonomi dengan rata-rata sebesar 34.549 kasus/tahun.

Untuk memastikan ketepatan kluster optimum yang terbentuk, dilakukan uji validitas kluster untuk mengevaluasi hasilnya. Uji validitas kluster yang digunakan adalah uji validasi internal dengan menggunakan Indeks *Dunn*, *Silhouette*, dan *Connectivity*. Kluster yang dianggap paling optimal adalah ketika nilai Indeks *Dunn* mendekati 1, nilai *Silhouette* mencapai nilai tertinggi, dan nilai *Connectivity* paling rendah. Berikut pada Tabel 4 hasil uji validitas kluster yang dilakukan dengan memanfaatkan validasi internal.

Tabel 4. Hasil Uji Validitas Internal

Metode	Ukuran Kluster				
	3	4	5	6	7
Dunn	0,74	0,18	0,10	0,14	0,22
Silhouette	0,42	0,17	0,04	0,09	0,14
Connectivity	5,85	29,37	34,44	43,21	37,59

Berdasarkan Tabel 4 terlihat bahwa nilai Indeks *Dunn* yang mendekati 1 adalah 0,74 yaitu pada kluster 3, nilai *Silhouette* paling besar adalah 0,42 pada kluster 3 dan nilai *Connectivity* paling kecil adalah 5,85 yang juga terdapat pada kluster 3. Karena hasil validasi kluster menunjukkan bahwa kluster 3 lah yang terbaik, maka dari itu jumlah kluster optimum 3 yang digunakan dalam teknik klustering dengan algoritma SOM berdasarkan indikator PPKS di Provinsi Jawa Barat tahun 2021 sudah tepat.

IV. KESIMPULAN

Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan indikator PPKS menggunakan metode Self Organizing Maps (SOM) didapatkan jumlah kluster sebanyak 3 kluster berdasarkan metode elbow serta memanfaatkan validasi internal yaitu indeks dunn, connectivity, dan silhouette. Hasil pengelompokan dengan menggunakan metode SOM memperlihatkan bahwa sebagian besar Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat memiliki masalah kesejahteraan sosial yang tinggi. Hal ini dikarenakan sebanyak 24 Kabupaten/Kota merupakan anggota dari kluster 1. Pada kluster 1 masalah kesejahteraan sosial yang terjadi berdasarkan indikator PPKS terjadi sama rata antar anggota dalam satu kluster dengan nilai rata-rata yang tinggi. Namun, masih terdapat beberapa Kabupaten/Kota yang mengalami masalah kesejahteraan sosial yang rendah. Pada kluster 2 beranggotakan Kabupaten Cianjur dan Kabupaten Karawang memiliki

masalah kesejahteraan sosial dominan yaitu anak balita terlantar, anak terlantar, penyandang disabilitas, perempuan rawan sosial ekonomi, dan fakir miskin. Sedangkan pada klaster 3 beranggotakan Kabupaten Bandung memiliki masalah kesejahteraan sosial dominan yaitu pada perempuan rawan sosial ekonomi.

Untuk penelitian selanjutnya dapat melakukan analisis mendalam dengan algoritma SOM terhadap variabel indikator pemerlu pelayanan kesejahteraan sosial yang akan digunakan. Identifikasi variabel yang paling relevan dan berdampak dalam mewakili kesejahteraan sosial di Provinsi Jawa Barat. Selain validasi internal, gunakan metode validasi eksternal seperti indeks kevalidan eksternal untuk membandingkan hasil klastering dengan kriteria eksternal yang relevan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dengan rendah hati, penulis mengucapkan terima kasih kepada Dinas Sosial Provinsi Jawa barat atas ketersediaan data untuk penelitian ini. Dimana penelitian berjudul "*Application of the Self Organizing Maps (SOM) Method in Clustering Based on Indicators of Need for Social Welfare Services (PPKS) West Java province*" berhasil diselesaikan.

DAFTAR PUSTAKA

- Fausett, L. (1994). *Fundamental Neural Network: Architectures, Algorithm, and Applications*. New Jersey, Prentice Hall Inc.
- Hafiludien, A., & Istiawan, D. (2018). "Penerapan Algoritma Self Organizing Maps Untuk Pemetaan Penyandang Kesejahteraan Sosial (PMKS) di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2016", *The 7th University Research Colloquium 2018 STIKES PKU Muhammadiyah Surakarta, Akademi Statistika Muhammadiyah Semarang, Semarang*, hal 84-92.
- Halim, 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.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H., & Friedman, J. H. (2009). "The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction", *New York: springer*, Vol. 2, pp. 1-758.
- Irwan., Hashari, A., Ihsan, H., & Zaki, A. (2020) "PENGUNAAN SELF ORGANIZING MAP DALAM PENGELOMPOKAN TINGKAT KESEJAHTERAAN MASYARAKAT", *Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Makassar*, Vol. 1, pp. 2-726.
- Irwansyah, E., & Faisal, M. (2015). *Advanced Clustering: Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Deepublish.
- Irwanto, Y., & Purwananto. (2012). "Optimasi Kinerja Algoritma Klasterisasi K-Means untuk kuantisasi Warna Citra". *Jurnal Teknik ITS*, 1(1), pp.197-202.
- Kementerian Sosial RI. (2021). *Peraturan Menteri Sosial Nomor 3 Tahun 2021 Tentang Pengelolaan Data Terpadu Kesejahteraan Sosial*. 1–22.
- Madhulatha, T.S. (2012), "An Overview On Clustering Methods". *IOSR Journal of Engineering*, II(4), pp.719-725
- Nahdliyah, M. A, Widiharah, T., & Prahutama, A. (2019). "METODE k-MEDOIDS CLUSTERING DENGAN VALIDASI SILHOUETTE INDEX DAN C-INDEX". *Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro*, 2339-2541.
- Riswan., & Dunan, H. (2019). *Desain Penelitian Statistik Multivariate*, Bandar Lampung: Anugrah Utama Raharja.
- Rivani, E. (2010). "Aplikasi K-Means Cluster untuk Pengelompokan Provinsi Berdasarkan Produksi Padi, Jagung, Kedelai, dan Kacang Hijau Tahun 2019". *Jurnal Mat Stat*, 10(2), 122–134.
- Wehrens, R., & Buydens, M.C. (2007). "Self and Super-organizing Maps in R : The Kohonen Package", *Journal of Statistical Software*, Volume 21. Issue 5.