

IMPLEMENTASI SELF ORGANIZING MAPS UNTUK PENGELOMPOKAN KABUPATEN/KOTA BERDASARKAN INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA

Dwi Marisa Midyanti^{*1}, Syamsul Bahri²

^{1,2}Universitas Tanjungpura, Pontianak

Email: ¹dwi.marisa@siskom.untan.ac.id, ²syamsul.bahri@siskom.untan.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 16 Agustus 2023, diterima untuk diterbitkan: 28 November 2023)

Abstrak

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indikator untuk mengukur keberhasilan dalam membangun kualitas hidup manusia. Di tahun 2022, empat indikator IPM berubah menjadi Umur Harapan Hidup Saat Lahir (UHH), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), dan Pengeluaran Kapita Pertahun. Namun empat indikator tersebut dianggap sebagian pihak kurang mewakili pembangunan. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pengelompokan IPM Kalimantan Barat dengan adanya penambahan variabel kepadatan penduduk, jumlah guru dan murid, dan jumlah pengangguran menggunakan Self Organizing Maps (SOM). Metode SOM dipilih karena memiliki kelebihan untuk memetakan data berdimensi tinggi kedalam bentuk peta berdimensi rendah. Selain itu digunakan normalisasi Min-Max normalization Benefit dan cost agar normalisasi sesuai dengan kriteria setiap variabel. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa, dengan menggunakan learning rate 0.001, maksimum iterasi 1100, dihasilkan sejumlah 4 cluster dengan nilai Silhouette Coefficients sebesar 0.331611 untuk penambahan variabel kepadatan penduduk, 0.290092 untuk penambahan variabel jumlah guru dan murid, 0.298582 untuk penambahan variabel jumlah pengangguran, dan 0.273734 untuk adanya penambahan variabel kepadatan penduduk, jumlah guru dan murid, dan jumlah pengangguran. Profiling cluster menghasilkan karakteristik dan anggota cluster yang berbeda di setiap penambahan variabel.

Kata kunci: Indeks Pembangunan Manusia, Self-Organizing Maps, Silhouette Coefficients, Max-Min Normalization, Clustering

IMPLEMENTATION OF SELF-ORGANIZING MAPS FOR DISTRICT/CITY GROUPING BASED ON THE HUMAN DEVELOPMENT INDEX

Abstract

The Human Development Index (IPM) is an indicator to measure success in building the quality of human life. In 2022, the four HDI indicators changed to Life Expectancy at Birth (UHH), Years of School Expectation (HLS), Average Years of Schooling (RLS), and Annual Capita Spending. However, some consider the four indicators to be less representative of development. This study aims to carry out the West Kalimantan IPM cluster by adding population density variables, the number of teachers and students, and the number of unemployed using Self Organizing Maps (SOM). The SOM method was chosen because it has the advantage of mapping high-dimensional data into low-dimensional maps. Besides that, Min-Max normalization Benefit and cost normalization are used so that normalization is in accordance with the criteria for each variable. The results of this study indicate that using a learning rate of 0.001, maximum iteration of 1100, a total of 4 clusters are produced with Silhouette Coefficients values of 0.331611 for the addition of the population density variable, 0.290092 for the addition of the number of teachers and students variable, 0.298582 for the addition of the number of unemployed variables, and 0.273734 for the addition of the variable population density, number of teachers and students, and number of unemployed. Cluster profiling produces different characteristics and cluster members in each variable addition..

Keywords: Human Development Index, Self Organizing Maps, Silhouette Coefficients, Max-Min Normalization, Clustering

1. PENDAHULUAN

Menurut Badan Pusat Statistik Provinsi Kalimantan Barat (BPS Kal-Bar) tahun 2022, Indeks

Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indikator untuk mengukur keberhasilan dalam membangun kualitas hidup manusia. IPM diperkenalkan oleh United Nation Development Programme (UNDP)

pada tahun 1990 untuk menganalisa perbandingan status pembangunan sosial ekonomi secara sistematis komprehensif dan dipublikasikan secara berkala dalam laporan tahunan *Human Development Report* (HDR). IPM adalah indeks yang mengukur pembangunan manusia dengan tiga aspek yaitu umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan dan standar hidup layak.

IPM memiliki empat indikator penilaian di tahun 2021 yaitu Angka Harapan Hidup Saat Lahir (AHH), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), dan Produk Domestik Bruto (PDB) Per Kapita. Di tahun 2022, empat indikator IPM berubah menjadi Umur Harapan Hidup Saat Lahir (UHH), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), dan Pengeluaran Kapita Pertahun. Namun empat indikator tersebut dianggap sebagian pihak kurang mewakili pembangunan. Dalam (BPS Kal-Bar, 2023) Lanjouw, et al. menyatakan bahwa Pendidikan dan Kesehatan berperan dalam membuka peluang yang lebih besar untuk memperoleh pendapatan yang lebih tinggi, yang dikenal dengan manfaat instrumental. Pada penelitian (Sangereng, et al., 2019), hasil estimasi *prob. F-statistic* menunjukkan bahwa kepadatan penduduk, jumlah guru dan jumlah murid, dan rasio guru per siswa berpengaruh secara bersama-sama terhadap IPM di provinsi Sulawesi Utara. Kepadatan penduduk berpengaruh negatif dan tidak signifikan terhadap indeks pembangunan manusia, sementara jumlah guru dan murid, dan rasio guru per siswa berhubungan secara positif dan signifikan terhadap IPM. Penelitian (Kiha, et al., 2021), menyatakan bahwa IPM di Kabupaten Belu mempunyai hubungan yang sangat kuat terhadap variabel jumlah penduduk, pengangguran, dan kemiskinan. Hasil dari analisa variabel dengan menggunakan nilai koefisien regresi (R) mendapatkan nilai 0,766.

Penelitian ini menerapkan Self Organizing Map (SOM) untuk melakukan pengelompokan Kabupaten/Kota di Kalimantan Barat berdasarkan IPM dan faktor lain yang mungkin mempengaruhi pengelompokan IPM. SOM merupakan salah satu metode dalam *Artificial Neural Network* yang dapat menyelesaikan permasalahan *clustering* atau pengelompokan seperti halnya metode K-Means yang digunakan (Talakua, et al., 2017) dalam analisis *cluster* untuk pengelompokan Kabupaten / Kota di provinsi Maluku berdasarkan IPM. Salah satu keunggulan dari algoritma SOM adalah mampu memetakan data berdimensi tinggi kedalam bentuk peta berdimensi rendah (Anam, 2017; Setiani & Hakim, 2015). Kelebihan lain dari Self-organizing Maps (SOMs) adalah memiliki fleksibilitas tinggi untuk paralelisasi yang membuat peningkatan throughput (kecepatan (rate) transfer data efektif, yang diukur dalam bps (bit per second) aplikasi, dan konsumsi daya yang rendah (Sousa, et al., 2020). Setiani dan Hakim (2015) menggunakan SOM untuk clustering indikator pembangunan berkelanjutan di

Indonesia. Selain itu, SOM telah banyak digunakan dalam penelitian untuk penyelesaian masalah clustering diantaranya untuk pengelompokan kebugaran fisik (Gao, et al., 2018), pengelompokan negara pada pandemic COVID-19 di dunia (Melin, et al., 2020), pengelompokan pengguna pembelajaran online berdasarkan perilaku pengguna (Delgado, et al., 2021), dan pengelompokan perilaku manusia berdasarkan optimasi dukungan untuk memecahkan masalah desain S-Box (Soto, et al., 2021).

Pada penelitian ini dilakukan pemodelan IPM dengan penambahan data kepadatan penduduk, jumlah guru dan murid, dan jumlah pengangguran menggunakan metode SOM. Jumlah cluster ditetapkan sebanyak 4 cluster sesuai cluster dalam IPM dan dipilih berdasarkan nilai *Silhouette Coefficient*. *Silhouette Coefficient* berfungsi mengevaluasi jarak kedekatan antar data dalam satu *cluster*. Kemudian dilakukan cluster profiling untuk mengetahui karakteristik setiap cluster. Penamaan untuk setiap cluster akan diberikan berdasarkan cluster profiling dan klasifikasi IPM yang telah ada.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode SOM untuk melakukan pemodelan IPM di Kalimantan Barat dengan mengintegrasikan data IPM dengan data kepadatan penduduk, jumlah guru dan murid, dan jumlah penganggura. Data dari penelitian ini menggunakan data dari IPM Kalimantan Barat 2022 (BPS Kal-Bar, 2022) dan Kalimantan Barat Province Dalam Angka 2023 (BPS Kal-Bar, 2023). Tahapan penelitian dari penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1. Gambar 1 menunjukkan tahapan penelitian dalam penelitian ini yaitu pengumpulan data, Normalisasi min-max, pelatihan SOM untuk menentukan learning rate, Pelatihan SOM untuk menentukan 4 cluster berdasarkan nilai *Silhouette Coefficient*, profiling cluster berdasarkan integrasi nilai IPM dengan variabel lain, dan Penamaan cluster dan anggota dari setiap cluster.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Dalam proses pengumpulan data, dilakukan pengumpulan dataset yang dibutuhkan, yaitu data dari BPS Kal-Bar untuk IPM tahun 2022 dan Kalimantan Barat dalam Angka tahun 2023. Pada data IPM Kal-Bar 2022, variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah Umur Harapan Hidup Saat Lahir (UHH), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), dan Produk Nasional Bruto (PNB)

Per Kapita tahun 2022. Pada data Kalimantan Barat dalam Angka tahun 2023, penelitian ini menggunakan variabel kepadatan penduduk, jumlah guru dan murid, dan jumlah pengangguran. Data tersebut diintegrasikan ke data IPM Kal-Bar untuk melihat pengaruh penambahan tiap variabel pada data variabel IPM terhadap pengelompokan IPM Kalimantan Barat. Data pada Kalimantan Barat dalam Angka tahun 2023 merupakan data tahun 2022 yang laporannya terbit di tahun 2023.

Pada penelitian ini ditetapkan 4 cluster sesuai dengan capaian pembangunan manusia di suatu wilayah yang ditetapkan dalam IPM. Keempat cluster tersebut adalah Sangat Tinggi, tinggi, sedang dan rendah. Keempat kelompok tersebut tercantum dalam IPM Kal-Bar 2022.

2.2 Normalisasi Data

Untuk menormalisasi data sebelum penggunaan algoritma SOM, digunakan Metode Min-Max normalization. Metode ini memiliki rentang dari 0 – 1. Normalisasi menggunakan (Eesa & Arabo, 2017) :

$$nv = f(v) = \frac{v - \min(v)}{\max(v) - \min(v)} \quad (1)$$

Pada tahap normalisasi ini dipertimbangkan teknik untuk menangani kriteria biaya dan manfaat. Dengan Min-Max Normalization Benefit and cost, kriteria manfaat yang bernilai tinggi, ketika dilakukan normalisasi, akan bernilai tinggi juga. Sedangkan kriteria biaya yang bernilai rendah, nilai normalisasi akan bernilai rendah. Kriteria disini diasumsikan sebagai variabel input dari jaringan. Normalisasi benefit menggunakan persamaan 1, sedangkan normalisasi cost menggunakan (Vafaei, et al., 2015) :

$$n_{ij} = \frac{r_{max} - r_{ij}}{r_{max} - r_{min}} \quad (2)$$

Variabel data dan kriteria data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Rancangan Analisis Komputasi

Variabel	Metode
Umur Harapan Hidup Saat Lahir (UHH)	Min-Max normalization Benefit
Harapan Lama Sekolah (HLS)	Min-Max normalization Benefit
Rata-rata Lama Sekolah (RLS)	Min-Max normalization Benefit
Pengeluaran Kapita Pertahun	Min-Max normalization Cost
Kepadatan penduduk,	Min-Max normalization Cost
Jumlah guru dan murid	Min-Max normalization Benefit
Jumlah pengangguran	Min-Max normalization Cost

2.3. Self Organizing Map

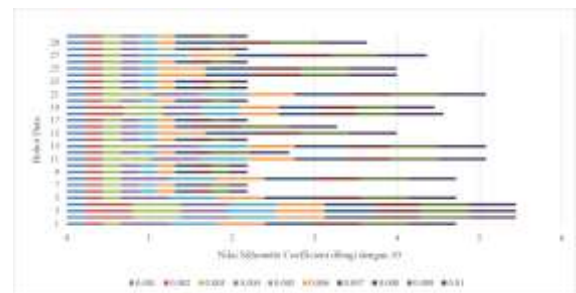
Self Organizing Map merupakan salah satu algoritma Neural Network untuk menyelesaikan masalah clustering. Algoritma SOM dikembangkan

untuk visualisasi hubungan nonlinear dari data multidimensi (Kohonen, 2001). Arsitektur SOM mirip dengan arsitektur jaringan kompetitif (Sivanandam, et al., 2006). Pengukuran Performansi cluster pada penelitian ini menggunakan Silhouette Coefficient seperti penelitian (Bucur, et al., 2021; Ilbeigipour, et al., 2021)

Nilai yang menunjukkan kecocokan yang baik antara titik dan clusternya pada Silhouette Coefficient adalah nilai yang mendekati 1. Untuk mencapai nilai Silhouette Coefficient terbaik, digunakan bobot acak pada jaringan. Kompleksitas pelatihan pada jaringan dengan menggunakan bobot acak lebih rendah dibandingkan dengan pelatihan jaringan saraf feed-forward tradisional (Cao, et al., 2018). Stopping kondisi untuk menghentikan iterasi SOM dengan menggunakan 1100 iterasi berdasarkan penelitian (Sinha, et al., 2010).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pelatihan SOM untuk menentukan nilai learning rate dilakukan terlebih dahulu. Digunakan 30 data bobot yang dipilih secara random dan diujikan dengan menggunakan variasi nilai learning rate dari 0.001-0.01. Pengurangan radius lingkungan topologi SOM ditetapkan sebesar 0.5. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Nilai Silhouette Coefficient Menggunakan Variasi Learning Rate

Dari Gambar 2 terlihat bahwa learning rate dengan nilai 0.001 menghasilkan nilai Silhouette Coefficient yang stabil dengan menggunakan nilai random yang berbeda. 30 kali percobaan dengan menggunakan bobot random yang sama untuk pengujian variasi learning rate yang berbeda menghasilkan nilai Silhouette Coefficient yang konstan sebesar 0,2190. Berdasarkan hasil ini, maka ditetapkan learning rate sebesar 0.001 untuk digunakan pada perhitungan selanjutnya.

Dilakukan 100 kali pelatihan untuk mendapatkan jumlah kelompok terbaik berdasarkan nilai Silhouette Coefficient, dengan menggunakan data IPM yang terintegrasi terhadap kepadatan penduduk, jumlah guru dan Murid, Jumlah Pengangguran, dan integrasi IPM terhadap ketiga variabel tersebut. Jumlah cluster yang di tetapkan sebanyak 4 cluster sesuai dengan capaian pembangunan manusia di suatu wilayah. Nilai Silhouette Coefficient dan jumlah cluster dengan 100

kali pelatihan menggunakan nilai random terhadap data IPM yang terintegrasi dengan data Kepadatan Penduduk dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Nilai Silhouette Coefficient Berdasarkan integrasi data IPM dan Kepadatan Penduduk

Penelitian ini mengelompokkan data berdasarkan nilai Silhouette Coefficient tertinggi yang dihasilkan dengan terbentuknya 4 cluster. Nama setiap cluster akan ditentukan setelah didapatnya karakteristik setiap cluster. Nilai Silhouette Coefficient tertinggi yang dihasilkan dengan terbentuknya 4 cluster dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai Silhouette Coefficient yang dihasilkan dengan 4 cluster

Data Integrasi	Percobaan Ke -	Silhouette Coefficient
Kepadatan Penduduk	39	0.331611
Jumlah Guru dan Murid	92	0.290092
Jumlah Pengangguran	36	0.298582
Kepadatan penduduk, Jumlah Guru dan Murid, Jumlah Pengangguran	2	0.273734

Dilakukan profiling cluster untuk mengetahui karakteristik setiap cluster sebelum diberikan penamaan pada setiap cluster. Karakteristik tiap cluster disusun dari berdasarkan banyaknya nilai tertinggi yang dimiliki cluster terhadap variable.. Untuk karakteristik cluster berdasarkan integrasi nilai IPM dan kepadatan penduduk dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Karakteristik Cluster berdasarkan integrasi nilai IPM dan Kepadatan Penduduk

Variabel	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
UHH	73,46	72.46	71.27 - 74	68.82 - 70.95
HLS	15,02	12.92	11.18 - 12.87	11.95 - 13.88
RLS	10,44	8.19	7 - 7.59	6.21 - 7.02
Pengeluaran Kapita Tahun	15141	12089	7566 - 9484	8234 - 10462
Kepadatan penduduk,	6213	479	9 - 111	29 - 96

Terdapat 3 variabel yang memiliki karakteristik yang berbeda secara signifikan antar cluster akibat integrasi data kepadatan penduduk. Karakteristik tersebut adalah RLS, Annual Average Spending, dan

Population Density. Anggota Masing-masing cluster adalah :

Cluster 1 (Sangat Tinggi) = {1}

Cluster 2 (Tinggi) = {2}

Cluster 3 (Sedang) = {3, 5, 14}

Cluster 4 (Rendah) = {4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13}

Sebelum di integrasi data kepadatan penduduk, cluster IPM 2022 menghasilkan 3 cluster dengan dengan jumlah anggota sangat tinggi sebanyak 1 kota, tinggi 1 kota, dan 12 kabupaten predikat IPM rendah. Setelah diintegrasikan data kepadatan penduduk, anggota cluster sangat tinggi dan tinggi tidak mengalami perubahan, 3 kabupaten mendapatkan kategori sedang dan 9 kabupaten mendapatkan predikat rendah. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi data kepadatan penduduk berpengaruh pada cluster dalam predikat sedang.

Dilakukan profiling cluster untuk data IPM terintegrasi data jumlah guru dan murid. Terdapat variabel yang memiliki karakteristik yang berbeda akibat integrasi data jumlah guru dan murid. Variabel tersebut adalah variabel The number of students yang menunjukkan nilai yang berbeda di setiap cluster. Karakteristik cluster berdasarkan integrasi nilai IPM dengan jumlah guru dan murid dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Karakteristik Cluster berdasarkan integrasi nilai IPM dan jumlah guru dan murid

Variabel	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
UHH	73,46	69.39 - 72.12	71.47 - 74	68.82
HLS	15,02	11.95 - 13.88	11.18 - 12.92	11.95
RLS	10,44	6.74 - 7.48	7 - 8.19	6.21
Pengeluaran Kapita Tahun	15141	8858 - 10462	7566 - 12089	8234
Jumlah Guru	8693	7087 - 10262	2964 - 6419	2425
Jumlah Murid	147516	100525 - 135168	45266 - 94173	26555

Setelah diintegrasikan data jumlah guru dan murid, sebanyak 4 kabupaten mendapatkan kategori tinggi, 8 kota/kabupaten mendapatkan predikat sedang, dan 1 kabupaten mendapatkan predikat rendah. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi data jumlah guru dan murid berpengaruh pada anggota cluster dalam predikat tinggi dan sedang. Anggota Masing-masing cluster yang dihasilkan SOM adalah:

Cluster 1 (Sangat Tinggi) = {1}.

Cluster 2 (Tinggi) = {3, 5, 6, 7}

Cluster 3 (Sedang) = {2, 4, 8, 9, 10, 11, 12, 13}

Cluster 4 (Rendah) = {14}

Dilakukan profiling cluster untuk data IPM terintegrasi data jumlah pengangguran. Terdapat variabel yang memiliki karakteristik yang berbeda

akibat integrasi data jumlah pengangguran. Variabel tersebut adalah variabel RLS yang menunjukkan nilai yang berbeda di setiap cluster. Karakteristik cluster berdasarkan integrasi nilai IPM dengan jumlah pengangguran dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Karakteristik Cluster berdasarkan integrasi nilai IPM dan jumlah pengangguran

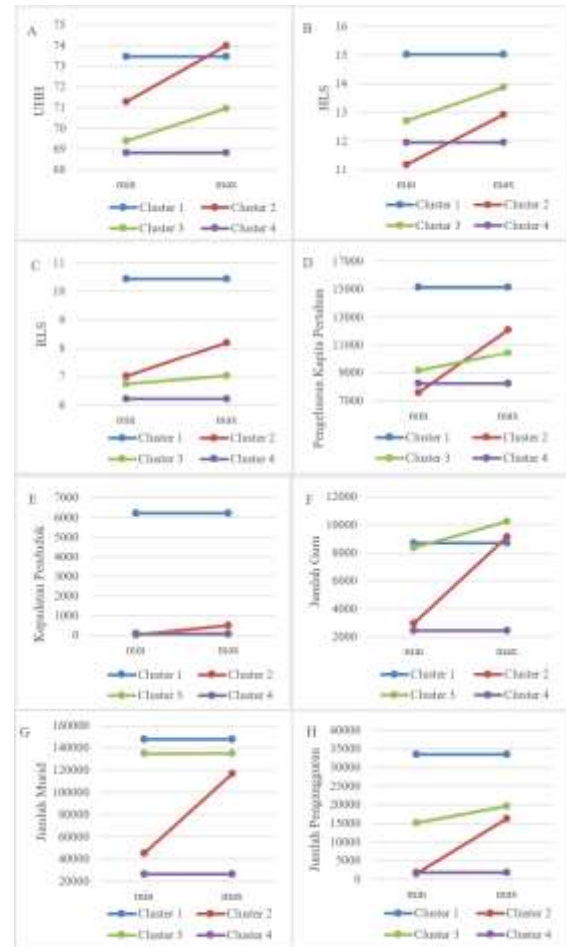
Variabel	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
UHH	72.46 - 73,46	71.27 - 74	69.39 - 70.95	68.82
HLS	12,92 - 15,02	11.18 - 12.87	12.7- 13.88	11.95
RLS	8.19 - 10,44	7 - 7.59	6.74 - 7.02	6.21
Pengeluaran Kapita	12089 - 15141	7566 - 9484	9142 - 10462	8234
Pertahun	10369 - 33452	1513 - 16217	15143- 19643	1860
Jumlah Pengangguran				

Setelah diintegrasikan data pengangguran, sebanyak 2 kota mendapatkan kategori sangat tinggi, 9 kabupaten mendapatkan predikat tinggi, 2 kabupaten mendapatkan predikat sedang, dan 1 kabupaten mendapat predikat rendah. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi data jumlah pengangguran berpengaruh pada anggota cluster dalam semua predikat. Anggota Masing-masing cluster yang dihasilkan SOM adalah:

Cluster 1 (Sangat Tinggi) = {1, 2}.
 Cluster 2 (Tinggi) = {4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13}
 Cluster 3 (Sedang) = {3, 5}
 Cluster 4 (Rendah) = {14}

Dilakukan profiling cluster untuk data IPM terintegrasi data kepadatan penduduk, jumlah guru dan murid, dan jumlah pengangguran. Terdapat 2 variabel yang memiliki karaktersitik yang berbeda akibat integrasi data Variabel tersebut adalah variabel RLS dan jumlah murid. Karakteristik cluster berdasarkan integrasi nilai IPM dengan jumlah pengangguran dapat dilihat pada Gambar 5.

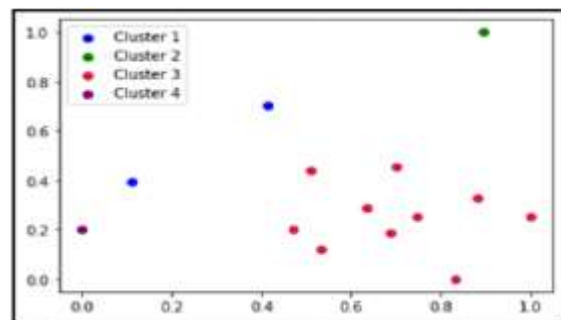
Setelah diintegrasikan data kepadatan penduduk, data jumlah guru dan murid, dan data jumlah pengangguran, sebanyak 1 kota mendapatkan predikat sangat tinggi, 4 kabupaten mendapatkan kategori tinggi, 10 kota/kabupaten mendapatkan predikat tinggi, 2 kabupaten mendapat predikat sedang, dan 1 kabupaten mendapatkan predikat rendah. Kabupaten yang termasuk dalam kategori rendah merupakan kabupaten baru di Kalimantan Barat. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi data kepadatan penduduk, data jumlah guru dan murid, dan data jumlah pengangguran berpengaruh pada anggota cluster dalam predikat tinggi dan sedang.



Gambar 5. Hasil profiling cluster yang dihasilkan SOM untuk setiap cluster. UHH (A); HLS (B); RLS (C); Pengeluaran Kapita (D); Kepadatan Penduduk (E); Jumlah Guru (F); Jumlah Murid (G); Jumlah Pengangguran (H)

Cluster SOM yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 6. Anggota Masing-masing cluster yang dihasilkan SOM adalah:

Cluster 1 (Sangat Tinggi) = {1}.
 Cluster 2 (Tinggi) = {2, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13}
 Cluster 3 (Sedang) = {3, 5}
 Cluster 4 (Rendah) = {14}



Gambar 6. Cluster SOM

4. KESIMPULAN

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan model untuk clustering IPM dengan penambahan variabel kepadatan penduduk, jumlah guru dan

murid, dan jumlah pengangguran dengan menggunakan metode SOM. Untuk Normalisasi, digunakan Min-Max normalization Benefit dan cost agar normalisasi sesuai dengan kriteria setiap variable. Parameter SOM yang digunakan adalah learning rate 0.001, maksimum iterasi 1100, jumlah cluster adalah 4. Dengan adanya penambahan variable baru, terjadi perubahan anggota tiap cluster yang berbeda dengan cluster yang dihasilkan perhitungan IPM sebelumnya, terutama pada cluster tinggi, sedang dan rendah. Secara umum, variable Rata-rata Lama Sekolah (RLS) dan jumlah murid mempengaruhi jumlah anggota setiap cluster.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini didanai oleh DIPA FMIPA UNTAN tahun 2023 (SP DIPA-023.17.2.677517/2023 tanggal 30 November 2022).

DAFTAR PUSTAKA

- ANAM, S., 2017. *Segmentasi Exudate Pada Citra Fundus Menggunakan Self Organizing Maps*. Pangkalpinang.
- BADAN PUSAT STATISTIK PROVINSI KALIMANTAN BARAT, 2023. *Indeks Pembangunan Manusia Kalimantan Barat 2022*. Pontianak.
- BADAN PUSAT STATISTIK PROVINSI KALIMANTAN BARAT, 2022. *Indeks Pembangunan Manusia Kalimantan Barat 2021*. Pontianak.
- BADAN PUSAT STATISTIK PROVINSI KALIMANTAN BARAT, 2023. *Provinsi Kalimantan Barat dalam Angka 2023*. Pontianak.
- BUCUR, C. et al., 2021. Insights Into Energy Indicators Analytics Towards European Green Energy Transition Using Statistics and Self-Organizing Maps. *IEEE Access*, Volume 9, pp. 64427-64444.
- CAO, W., WANG, X., MING, Z. & GAO, J., 2018. A review on neural networks with random weights. *Neurocomputing*, Volume 275, p. 278-287.
- DELGADO, S., MORÁN, F., JOSÉ, J. C. S. & BURGOS, D., 2021. Analysis of Students' Behavior Through User Clustering in Online Learning Settings, Based on Self Organizing Maps Neural Networks. *IEEE Access*, Volume 9, pp. 132592-132608.
- EESA, A. S. & ARABO, W. K., 2017. Normalization Methods for Backpropagation: A Comparative Study. *Science Journal of University of Zakho*, 5(4), p. 319-323.
- GAO, S., LU, M. & MIAO, N., 2018. *Physical Fitness Clustering Analysis Based on Self-Organizing Feature Maps Network*. s.l., 2018 4th Annual International Conference on Network and Information Systems for Computers.
- ILBEIGIPOUR, S., ALBADVI, A. & NOUGHABI, E. A., 2021. Insights into Energy Indicators Analytics towards European Green Energy Transition Using Statistics and Self-Organizing Maps. *IEEE Access*, Volume 9, p. 64427-64444.
- KIHA, K. E., SERAN, S. & LAU, H. T., 2021. Pengaruh Jumlah Penduduk, Pengangguran, dan Kemiskinan terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Kabupaten Belu. *INTELEKTIVA : Jurnal Ekonomi, Sosial & Humaniora*, 2(07), pp. 60-84.
- KOHONEN, T., 2001. *Self-Organizing Maps*. s.l.:Springer Series in Information Sciences.
- MELIN, P., MONICA, J. C., SANCHEZ, D. & CASTILLO, O., 2020. Analysis of Spatial Spread Relationships of Coronavirus (COVID-19) Pandemic in the World using Self Organizing Maps. *Chaos, Solitons and Fractals*, Volume 138, pp. 1-7.
- SANGKERENG, W., ENGKA, D. S. & SUMUAL, J. I., 2019. Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Sulawesi Utara. *Jurnal Berkala Ilmiah Efisiensi*, 19(04), pp. 60-71.
- SETIANI, D. & HAKIM, F. R., 2015. *Clustering Indikator Pembangunan Berkelanjutan Di Indonesia Menggunakan Algoritma Self-Organizing Maps (Soms) Kohonen*. s.l., Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika UMS.
- SINHA, S., SINGH, T. N., SINGH, V. K. & VERMA, A. K., 2010. Epoch determination for neural network by self-organized map (SOM). *Computational Geosciences*, Volume 14, p. 199-206.
- SIVANANDAM, S. N., SUMATHI, S. & DEEPA, S. N., 2006. *Introduction to Neural Networks Using MATLAB 6.0*. s.l.:Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited.
- SOTO, R., CRAWFORD, B., MOLINA, F. G. & OLIVARES, R., 2021. Human Behaviour Based Optimization Supported With Self-Organizing Maps for Solving the S-Box Design Problem. *IEEE Access*, Volume 9, pp. 84605-84618.
- SOUSA, M. A. D. A. D., PIRES, R. & DEL-MORAL-HERNANDEZ, E., 2020. SOMprocessor: A high throughput FPGA-based architecture for implementing Self-Organizing Maps and its application to video processing. *Neural Networks*, Volume 125, p. 349-362.
- TALAKUA, M. W., LELEURY, Z. A. & TALLUTA, A. W., 2017. Analisis Cluster Dengan Menggunakan Metode K-Means Untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Provinsi Maluku Berdasarkan Indikator

- Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2014.
Barekeng : Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan, 11(2), p. 119 – 128.
- VAF AEI, N., RIBEIRO, R. A. & CAMARINHAMATOS, L. M., 2015. *Importance of Data Normalization in Decision Making: case study with TOPSIS method*. s.l., ICDSST 2015 Proceedings – The 1st Int. Conference On Decision Support Systems Technologies An Ewg-Dss Conference.

Halaman ini sengaja dikosongkan.