

## APLIKASI PEMODELAN KLASTER IMUNISASI BALITA MENGUNAKAN ALGORITMA SELF ORGANIZING MAP

Fitri Isnaini<sup>1</sup>, Harmayani<sup>2</sup>

Universitas Asahan, Asahan

email: <sup>1</sup>fitriisnaini227@gmail.com, <sup>2</sup>mayong3010@gmail.com

**Abstract :** *Equitable immunization coverage is a key indicator of successful public health programs, particularly for vulnerable age groups such as toddlers. In Asahan Regency, however, vaccination distribution among districts varies significantly and warrants further analysis. This study applies the Self Organizing Map (SOM) method to cluster toddler vaccination data from 25 districts using variables such as total number of toddlers, total vaccination coverage, and gender-specific vaccination percentages. The data was normalized using Z-Score standardization and processed through a SOM grid with 3x1 neurons. The clustering results identified three distinct categories: high, medium, and low coverage, each with unique characteristics. High-coverage clusters were dominated by districts with perfect vaccination rates (100%), while low clusters revealed gender disparities. This study contributes to the visualization and analysis of immunization trends and serves as a reference for more targeted health intervention planning.*

**Keyword:** *clustering; self organizing map; SOM; toddlers; vaccination.*

**Abstrak :** Cakupan imunisasi yang merata merupakan salah satu indikator keberhasilan program kesehatan masyarakat, khususnya bagi kelompok usia rentan seperti balita. Namun, di Kabupaten Asahan, distribusi vaksinasi balita menunjukkan ketimpangan antar kecamatan yang perlu dianalisis lebih lanjut. Penelitian ini mengimplementasikan metode Self Organizing Map (SOM) untuk mengelompokkan data vaksinasi balita dari 25 kecamatan berdasarkan variabel jumlah total balita, persentase vaksinasi total, serta vaksinasi berdasarkan jenis kelamin. Data dinormalisasi menggunakan metode Z-Score dan diproses dalam jaringan SOM dengan struktur 3x1 neuron. Hasil klusterisasi menghasilkan tiga kategori cakupan: tinggi, sedang, dan rendah, dengan karakteristik yang berbeda-beda. Kluster tinggi didominasi oleh kecamatan dengan cakupan vaksinasi sempurna (100%), sedangkan kluster rendah menunjukkan adanya kesenjangan cakupan antara balita laki-laki dan perempuan. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam visualisasi dan analisis tren imunisasi serta dapat digunakan sebagai acuan dalam perencanaan intervensi kesehatan secara lebih terarah.

**Kata kunci:** *balita; clustering; self organizing map; SOM; vaksinasi.*

### PENDAHULUAN

Program imunisasi balita merupakan intervensi penting dalam program kesehatan nasional karena berperan dalam membentuk kekebalan individu dan kekebalan kelompok (*herd immunity*). Program ini terbukti efektif dalam menurunkan angka kesakitan dan kematian akibat penyakit yang dapat dicegah dengan imunisasi (PD3I) seperti

polio, campak, rubella, dan hepatitis B (I.G.N et al., 2024).

Meskipun program imunisasi telah berjalan secara nasional, implementasinya di tingkat daerah sering kali menunjukkan hasil yang tidak merata. Di beberapa wilayah, cakupan imunisasi telah mencapai angka ideal, namun masih terdapat kecamatan dengan angka cakupan di bawah standar.

Perbedaan ini tidak hanya terjadi antar wilayah, tetapi

juga berdasarkan jenis kelamin balita, yang menunjukkan adanya ketimpangan layanan vaksinasi. Kondisi ini menunjukkan adanya kesenjangan distribusi imunisasi yang perlu dianalisis lebih lanjut.

Kondisi ini menunjukkan adanya kesenjangan distribusi imunisasi yang perlu dianalisis lebih lanjut. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengelompokkan kecamatan berdasarkan kemiripan karakteristik adalah *Self Organizing Map* (SOM). SOM merupakan algoritma jaringan syaraf tiruan yang bekerja secara tidak terawasi (*unsupervised*) dan mampu memetakan data multidimensi ke dalam bentuk peta dua dimensi yang lebih mudah dipahami (Santoso, 2021).

Berbagai penelitian sebelumnya telah memanfaatkan metode SOM untuk klasifikasi dan pemetaan data kesehatan. (Dwi Christyanti et al., 2023) menerapkan SOM untuk pemetaan wilayah rawan stunting, sementara (Imani et al., 2023) mengelompokkan kabupaten berdasarkan indikator sosial di Nusa Tenggara Timur. (Faqih & Mahdy, 2024) juga menggunakan metode ini dalam mengklasifikasikan provinsi berdasarkan indikator pendidikan. Meski demikian, sebagian besar studi tersebut belum membahas secara mendalam karakteristik klaster yang terbentuk atau faktor dominannya.

Penelitian lain oleh (Harianja, 2022) juga menunjukkan penerapan SOM dalam mengklasifikasikan kompetensi calon tenaga kerja magang ke luar negeri berdasarkan berbagai indikator, membuktikan fleksibilitas metode ini di luar konteks kesehatan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kecamatan-kecamatan di Kabupaten Asahan berdasarkan data vaksinasi balita menggunakan metode *Self Organizing Map* (SOM), dan menganalisis karakteristik dari masing-masing klaster sebagai dasar pengambilan

kebijakan yang lebih tepat sasaran.

## METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif, yaitu pendekatan yang menekankan pada pengumpulan dan pengolahan data numerik untuk memperoleh gambaran pola distribusi berdasarkan variabel-variabel terukur. Tujuan utamanya adalah melakukan klasifikasi atau pengelompokan wilayah berdasarkan kemiripan karakteristik data menggunakan metode *Self Organizing Map* (SOM), salah satu algoritma jaringan syaraf tiruan yang bekerja secara tidak terawasi. Pendekatan ini memungkinkan analisis visual terhadap struktur data tanpa perlu asumsi distribusi atau label awal.

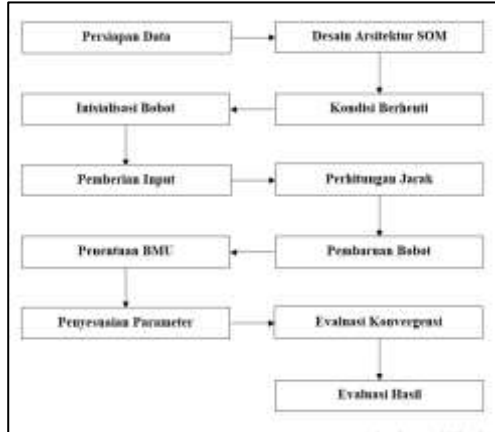
Metode SOM telah terbukti efektif dalam pemetaan spasial berdasarkan variabel kompleks, seperti yang dilakukan oleh (Ruziq Nawaf Zulfahmi et al., 2023) dalam mengelompokkan tingkat kerentanan kriminalitas di beberapa wilayah provinsi di Indonesia menggunakan pendekatan SOM berbasis fitur spasial dan temporal.

Kemampuan SOM dalam mereduksi dimensi dan menemukan pola tersembunyi juga telah diterapkan pada sektor pariwisata, pada penelitian (Setiawati et al., 2024) yang berhasil mengelompokkan destinasi wisata di Tegal berdasarkan daya tarik dan fasilitas.

Dalam penelitian (Aziz & Mustakim, 2022), algoritma SOM berhasil diterapkan untuk mengelompokkan data kesejahteraan keluarga, dengan validasi menggunakan *Davies-Bouldin Index* (DBI) guna mengidentifikasi klaster optimal dan *outlier*, sebuah pendekatan yang juga relevan dalam pengelompokan data imunisasi.

Seluruh proses dalam penelitian ini dilakukan secara bertahap dan sistematis, mulai dari persiapan data hingga evaluasi

hasil klusterisasi. Bagan alir proses pelaksanaan metode penelitian ditampilkan pada Gambar 1 berikut :



Gambar 1 Alur Penelitian

### 1. Persiapan Data

Menurut (Li et al., 2018), efektivitas algoritma pembelajaran mesin dalam klusterisasi sangat ditentukan oleh kualitas fitur yang dipilih, terutama jika data memiliki struktur non-linear seperti pada distribusi imunisasi.

Persiapan data dilakukan dengan cara membersihkan data (*data cleansing*), pengecekan nilai yang hilang (*missing values*) dan normalisasi data. Normalisasi dilakukan agar semua variabel memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses perhitungan jarak pada algoritma SOM. Adapun rumus normalisasi data antara lain :

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

### 2. Desain Arsitektur SOM

Pada tahap desain, dilakukan perancangan sistem yang meliputi pemodelan algoritma *Self Organizing Map* (SOM) dan pemodelan sistem menggunakan UML. Selain itu, ditentukan pula parameter-parameter penting dalam

pelatihan SOM seperti ukuran *grid*, jumlah neuron, dan *learning rate*.

### 3. Inisialisasi Bobot

Bobot awal untuk setiap neuron diinisialisasi secara acak. Selain itu, ditentukan juga parameter awal berupa laju pembelajaran  $\alpha$ , radius lingkungan tetangga  $R$ , serta faktor penurunannya. Inisialisasi ini penting agar jaringan memiliki dasar awal dalam proses penyesuaian terhadap pola data.

### 4. Pengecekan Kondisi Berhenti

Sistem akan terus berjalan selama belum memenuhi kondisi berhenti (*stopping criteria*) seperti jumlah iterasi maksimum atau perubahan bobot yang sangat kecil antar iterasi.

### 5. Pemberian Input

Untuk setiap vektor *input* dari data kecamatan, sistem akan melakukan proses evaluasi terhadap semua neuron dalam jaringan. Proses ini dilakukan satu per satu terhadap seluruh data dalam satu *epoch*.

### 6. Perhitungan Jarak

Jarak antara vektor *input* (data kecamatan) dan bobot masing-masing neuron dihitung menggunakan jarak Euclidean. Hasil perhitungan ini menentukan seberapa dekat neuron tersebut terhadap *input* yang diberikan. Perhitungan jarak menggunakan rumus sebagai berikut :

$$D(j) = \sum_i (w_{ji} - x_i)^2 \quad (2)$$

### 7. Penentuan Neuron Pemenang (BMU)

Neuron yang memiliki jarak paling kecil terhadap vektor *input* disebut *Best Matching Unit* (BMU). Neuron pemenang ini akan menjadi pusat dari proses pembaruan bobot.

### 8. Pembaruan Bobot Neuron

Sistem akan terus berjalan selama belum memenuhi kondisi berhenti (*stopping criteria*) seperti jumlah iterasi maksimum atau perubahan

bobot yang sangat kecil antar iterasi.  
 Rumus yang dipakai antara lain :

$$w_{ji}(t + 1) = w_{ji}(t) + \alpha(t) \cdot h_{bi}(t) \cdot (x_i - w_{ji}(t)) \quad (3)$$

### 9. Penyesuaian Parameter

Laju pembelajaran  $\alpha$  dan radius tetangga  $R$  dikurangi secara bertahap (linear atau eksponensial) pada setiap iterasi. Tujuannya agar proses pembelajaran menjadi lebih halus mendekati tahap akhir.

### 10. Evaluasi Konvergensi

Sistem akan memeriksa apakah pembaruan bobot dari iterasi sebelumnya ke iterasi saat ini bernilai sangat kecil. Jika seluruh perubahan bobot sudah minimal maka dianggap telah konvergen dan proses dihentikan.

### 11. Evaluasi dan Hasil

Setelah proses *clustering* selesai, dilakukan evaluasi terhadap hasil yang diperoleh. Setiap cluster dianalisis untuk menentukan karakteristik dan pola distribusi cakupan vaksinasi. Hasil evaluasi dijadikan dasar rekomendasi kebijakan vaksinasi.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Ketimpangan distribusi vaksinasi balita

Distribusi cakupan vaksinasi balita di Kabupaten Asahan menunjukkan ketimpangan yang signifikan antar kecamatan. Beberapa wilayah seperti Tanjung Balai dan Pulau Rakyat mencatatkan cakupan hingga 100%, sementara Setia Janji dan Pulo Bandring berada di bawah 85%. Ketimpangan ini meningkatkan risiko Kejadian Luar Biasa (KLB) pada penyakit yang seharusnya dapat dicegah melalui imunisasi rutin. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk memetakan wilayah berdasarkan cakupan vaksinasi dengan metode *Self Organizing Map* (SOM), serta membandingkan hasil perhitungan

manual dan hasil dari aplikasi yang dikembangkan.

### Normalisasi data dan pemilihan fitur

Data yang digunakan mencakup total balita per kecamatan, jumlah penerima vaksin laki-laki dan perempuan, dan persentase cakupan vaksinasi. Empat fitur utama digunakan: total balita (X1), persentase vaksinasi total (X2), vaksinasi laki-laki (X3), dan vaksinasi perempuan (X4). Data dinormalisasi menggunakan metode *Z-Score*. Sebagai contoh, perhitungan satu sampel *Z-Score* menggunakan Kecamatan Tanjung Balai :

(X1). Total Balita :

$$\begin{aligned} X1.1 &= 4042 \\ \mu &= 2.350,47 \\ \sigma &= 1.230,47 \\ Z &= \frac{4042 - 2.350,47}{1.230,47} \\ &= 1,37 \end{aligned}$$

(X2). Persentase Vaksinasi Total :

$$\begin{aligned} X2.1 &= 100 \\ \mu &= 97,38 \\ \sigma &= 5,06 \\ Z &= \frac{100 - 97,38}{5,06} = 0,52 \end{aligned}$$

(X3). Persentase Vaksinasi Laki-laki :

$$\begin{aligned} X3.1 &= 100 \\ \mu &= 94,24 \\ \sigma &= 11,55 \\ Z &= \frac{100 - 94,24}{11,55} = 0,50 \end{aligned}$$

(X4). Persentase Vaksinasi Perempuan :

$$\begin{aligned} X4.1 &= 100 \\ \mu &= 97,05 \\ \sigma &= 5,00 \\ Z &= \frac{100 - 97,05}{5,00} = 0,50 \end{aligned}$$

Dengan demikian hasil perhitungan normalisasi data untuk kecamatan Tanjung Balai antara lain :

**Tabel 1 Normalisasi Data Tanjung Balai**

Kecamatan	X1	X2	X3	X4
Tanjung Balai	1,37	0,52	0,50	0,59

Kecamatan	X1	X2	X3	X4

$$\begin{aligned}
 &+(-2,44 - 0,5)^2 \\
 &+ (-2,59 - 0,59)^2 \\
 &= 23,1185
 \end{aligned}$$

### Inisialisasi Bobot Awal

Setelah normalisasi, dilakukan perhitungan bobot awal dari data vaksinasi. Inisialisasi bobot neuron dilakukan secara acak untuk tiga kluster: rendah, sedang, dan tinggi. Bobot awal antara lain :

**Tabel 2 Inisialisasi Bobot Awal**

Neuron	X1	X2	X3	X4
Rendah (0)	-0,85	0,12	-2,5	-1,1
Sedang (1)	1,14	-1,98	-0,11	-0,93
Tinggi (2)	0,46	-1,36	-2,44	-2,59

### Perhitungan algoritma SOM

Setelah normalisasi data dan penentuan bobot awal, selanjutnya dilakukan perhitungan SOM menggunakan input dari Kecamatan Tanjung Balai. Inisialisasi bobot neuron dilakukan secara acak untuk tiga kluster : rendah, sedang, dan tinggi. Dengan demikian perhitungan SOM untuk menghitung jarak dan penentuan bobot pemenang antara lain :

$$D(j) = \sum_i (w_{ji} - x_i)^2$$

*Learning rate* yang digunakan untuk mengitung kluster yakni ( $\alpha$ ) = 0.5

$$\begin{aligned}
 D(0) &= \sum_i (-0,85 - 1,37)^2 \\
 &\quad + (0,12 - 0,52)^2 \\
 &\quad + (-2,5 - 0,5)^2 \\
 &\quad + (-1,1 - 0,59)^2 \\
 &= 16,9445
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 D(1) &= \sum_i (1,14 - 1,37)^2 \\
 &\quad + (-1,98 - 0,52)^2 \\
 &\quad + (-0,11 - 0,5)^2 \\
 &\quad + (-0,93 - 0,59)^2 \\
 &= 8,9854
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 D(2) &= \sum_i (0,46 - 1,37)^2 \\
 &\quad + (-1,36 - 0,52)^2
 \end{aligned}$$

Dari perhitungan di dapat D(j) minimum untuk j=(1) **Sedang**. Maka vector bobot di baris (1) dimodifikasi menurut aturan w baru.

$$\begin{aligned}
 W_{j_i}(\text{baru}) &= W_{j_i}(\text{lama}) \\
 &\quad + \alpha (X_i - W_{j_i}(\text{lama})) \\
 W_{1_i}(\text{baru}) &= W_{1_i}(\text{lama}) \\
 &\quad + 0,5 (X_i - W_{1_i}(\text{lama}))
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Dengan demikian Bobot } W_1 \text{ baru} &= \\
 W_{1.1}(\text{baru}) &= W_{1.1}(\text{lama}) \\
 &\quad + \alpha (X_{1.1} - W_{1.1}(\text{lama})) \\
 &= 1,14 + 0,5 (1,37 \\
 &\quad \quad \quad - 1,14) \\
 &= 1,255
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 W_{1.2}(\text{baru}) &= W_{1.2}(\text{lama}) \\
 &\quad + \alpha (X_{1.2} - W_{1.2}(\text{lama})) \\
 &= -1,98 + 0,5 (0,52 \\
 &\quad \quad \quad - (-1,98)) \\
 &= -0,73
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 W_{1.3}(\text{baru}) &= W_{1.3}(\text{lama}) \\
 &\quad + \alpha (X_{1.3} - W_{1.3}(\text{lama})) \\
 &= -0,11 + 0,5 (0,5 \\
 &\quad \quad \quad - (-0,11)) \\
 &= 0,195
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 W_{1.4}(\text{baru}) &= W_{1.4}(\text{lama}) \\
 &\quad + \alpha (X_{1.4} - W_{1.4}(\text{lama})) \\
 &= -0,93 + 0,5 (0,59 \\
 &\quad \quad \quad - (-0,93)) \\
 &= -0,17
 \end{aligned}$$

Dengan demikian bobot perubahan menjadi :

**Tabel 3 Pembaruan Bobot**

Neuron	X1	X2	X3	X4
Rendah (0)	-0,85	0,12	-2,5	-1,1
Sedang (1)	1,255	-0,73	0,195	-0,17
Tinggi (2)	0,46	-1,36	-2,44	-2,59

### **Implementasi Sistem Berbasis Aplikasi**

Untuk menyempurnakan proses klusterisasi terhadap seluruh data cakupan vaksinasi balita di Kabupaten Asahan, proses pelatihan selanjutnya dilakukan secara otomatis melalui sistem aplikasi yang telah dikembangkan. Sistem ini berbasis web menggunakan *framework*

*Streamlit* dan dirancang untuk menjalankan seluruh tahapan secara terstruktur, mulai dari input data hingga visualisasi hasil.

Sistem terdiri dari beberapa antarmuka utama yang mempermudah pengguna dalam mengakses dan menjalankan proses klusterisasi data vaksinasi :

#### **Tampilan Login**

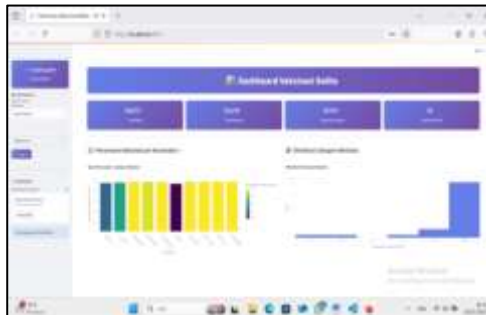
Tampilan ini digunakan oleh pengguna untuk memasukkan *username* dan *password* sebelum mengakses sistem.



**Gambar 2 Tampilan Login**

#### **Tampilan Dashboard**

Tampilan dashboard menyajikan ringkasan informasi dan navigasi utama dari sistem.



**Gambar 3 Tampilan Dashboard**

#### **Tampilan Data Vaksinasi**

Tampilan ini menyajikan data vaksinasi balita yang telah dimasukkan ke dalam sistem.



**Gambar 4 Tampilan Data Vaksinasi**

#### **Tampilan Split Data**

Tampilan ini digunakan untuk membagi data menjadi data latih dan data uji sebelum proses pelatihan SOM dilakukan.



**Gambar 5 Tampilan Split Data**

#### **Tampilan Proses Clustering**

Tampilan ini menunjukkan proses pelatihan dan hasil klusterisasi menggunakan algoritma SOM.



**Gambar 6 Tampilan Proses Clustering**

#### **Tampilan Analisis**

Tampilan ini berfungsi untuk menampilkan hasil klusterisasi dalam bentuk tabel dan visualisasi.



**Gambar 7 Tampilan Analisis Tampilan Data Manajemen User**

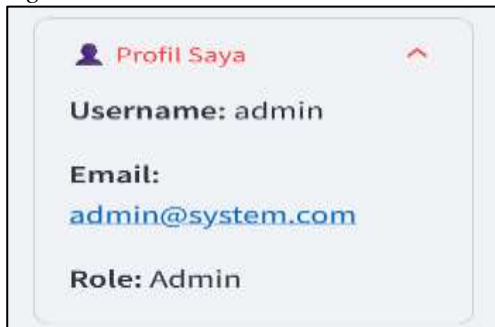
Tampilan ini memungkinkan admin untuk menambah, mengedit, atau menghapus data pengguna.



**Gambar 8 Tampilan Data Manajemen User**

**Tampilan Profil**

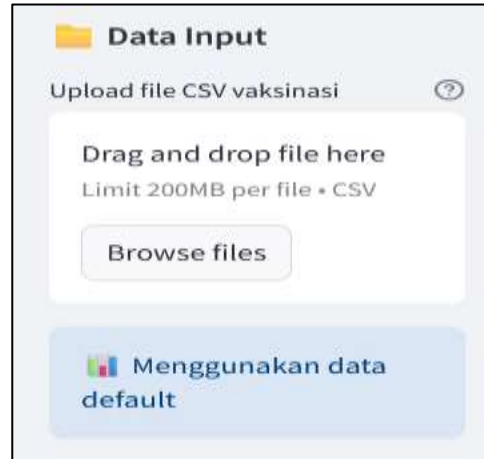
Tampilan ini menampilkan informasi pribadi pengguna yang sedang login ke sistem.



**Gambar 9 Tampilan Profil**

**Tampilan Data Upload Data**

Tampilan ini memungkinkan pengguna mengunggah dataset baru ke dalam sistem untuk dianalisis.



**Gambar 10 Tampilan Data Upload Data**

**Hasil Klasterisasi**

Setelah proses pelatihan dan klasterisasi dilakukan secara otomatis melalui sistem aplikasi, diperoleh hasil klasifikasi terhadap 25 kecamatan di Kabupaten Asahan ke dalam tiga klaster: tinggi, sedang, dan rendah. Hasil ini merepresentasikan kemiripan karakteristik cakupan vaksinasi pada tiap kecamatan berdasarkan empat variabel utama, yaitu total balita, persentase vaksinasi total, persentase vaksinasi laki-laki, dan perempuan.

Proses klasterisasi yang dilakukan aplikasi menggunakan algoritma SOM dengan struktur grid 3x1 neuron, mengikuti pendekatan yang sebelumnya telah dijelaskan dalam perhitungan manual. Namun, dengan bantuan sistem, proses ini dapat dilakukan secara lebih cepat, otomatis, dan terhadap seluruh data kecamatan.

Berikut hasil klasterisasi yang diperoleh dari aplikasi:

**Tabel 4 Hasil Clustering dengan Aplikasi SOM**

No	Kecamatan	Hasil Klaster
1	Meranti	Sedang
2	Air Joman	Tinggi
3	Tanjung Balai	Tinggi
4	Sei Kepayang	Tinggi
5	Simpang Empat	Tinggi
6	Air Batu	Sedang
7	Pulau Rakyat	Tinggi

No	Kecamatan	Hasil Kluster
8	Bandar Pulau	Tinggi
9	Buntu Pane	Tinggi
10	B.P. Mandoge	Tinggi
11	aeK Loba	Tinggi
12	Kisaran Barat	Tinggi
13	Kisaran Timur	Tinggi
14	Aek Songsongan	Tinggi
15	Rahuning	Tinggi
16	Sei Dadap	Tinggi
17	Sei Kepayang Barat	Tinggi
18	Sei Kepayang Timur	Tinggi
19	Tinggi Raja	Tinggi
20	Setia Janji	Rendah
21	Silau Laut	Tinggi
22	Rawang Panca Arga	Rendah
23	Pulo Bandring	Rendah
24	Teluk Dalam	Tinggi
25	Aek Ledong	Tinggi

Hasil tersebut juga digambarkan dalam diagram berikut :



**Gambar 11 Digaram Hasil Clustering**

## SIMPULAN

Pengelompokan kecamatan berdasarkan karakteristik vaksinasi balita di Kabupaten Asahan telah berhasil dilakukan menggunakan algoritma Self Organizing Map (SOM) dengan arsitektur grid 3x1 neuron dan normalisasi Z-Score pada empat variabel utama. Metode SOM terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola laten distribusi vaksinasi yang tidak dapat dideteksi melalui analisis statistik konvensional, khususnya dalam mengungkap disparitas gender dan heterogenitas spasial cakupan imunisasi. Kontribusi metodologis penelitian ini memperkaya literatur epidemiologi spasial dengan menyediakan framework unsupervised learning yang mampu

mengelompokkan wilayah berdasarkan similaritas multivariat, menghasilkan tiga kluster dengan karakteristik distingtif yang mencerminkan variasi kualitatif dalam profil vaksinasi. Implementasi sistem berbasis web yang dikembangkan mendemonstrasikan transferabilitas metodologi ini untuk aplikasi kesehatan masyarakat lainnya, dengan potensi ekstensibilitas pada skala geografis yang lebih luas dan domain program kesehatan yang berbeda, sehingga berkontribusi terhadap pengembangan strategi intervensi berbasis bukti yang lebih presisi dan kontekstual.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aziz, S., & Mustakim, M. (2022). Implementasi Algoritma Self Organizing Map untuk Identifikasi Pola Pengelompokan Tingkat Kesejahteraan Keluarga Kabupaten Siak. *Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering (IJIRSE)*, 2(2), 82–92. <https://doi.org/10.57152/ijirse.v2i2.431>
- Dwi Christyanti, R., Aisyah, S., Putro Utomo, A., Jayanti, R., Fisika, J., Kaltara, U., Selor, T., & Agroteknologi, J. (2023). *Clustering Wilayah Kerawanan Stunting Menggunakan Metode Self Organizing Map (SOM) Berbantu Matlab (Studi Kasus: Kabupaten Bulungan)*. 2, 32–43. <http://journal.unikaltar.ac.id/index.php/JSB/index>
- Faqih, M. F., & Mahdy, I. F. (2024). *Penerapan Self Organizing Maps dalam Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Aspek Pendidikan*. 93–102.
- Harianja, A. K. (2022). Klasifikasi Kompetensi Tenaga Kerja Program Magang Ke Luar Negeri Dengan Metode Self Organizing Maps (SOM). *Journal of Machine Learning and Data Analytics (MALDA)*, 01(01), 1–16. <https://journal.fkpt.org/index.php/ma>

- Ida/article/download/118/101
- I.G.N, R., Suyitno, H., Rezeki S.H, S., Kartasasmita, C. B., Ismoedijanto, & Ko, S. (2024). Pedoman Imunisasi Di Indonesia. *Badan Penerbit Ikatan Dokter Anak Indonesia*, 564, 1–73.
- Imani, N., Alfassa, A. I., & Yolanda, A. M. (2023). Analisis Cluster Terhadap Indikator Data Sosial Di Provinsi Nusa Tenggara Timur Menggunakan Metode Self Organizing Map (Som). *Jurnal Gaussian*, 11(3), 458–467. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.3.458-467>
- Li, J., Cheng, K., Wang, S., Morstatter, F., Trevino, R. P., Tang, J., & Liu, H. (2018). Feature selection: A data perspective. *ACM Computing Surveys*, 50(6). <https://doi.org/10.1145/3136625>
- Ruziq Nawaf Zulfahmi, Maria Kristiana Daul, Muhammad Al Ayyubi, I Wayan Julianta Pradnyana, & Rokhana Dwi Bekti. (2023). Pemetaan Kerentanan Tingkat Kriminalitas Menggunakan Metode Self Organizing Map. *INSOLOGI: Jurnal Sains Dan Teknologi*, 2(5), 872–881. <https://doi.org/10.55123/insologi.v2i5.2566>
- Santoso, J. T. (2021). Kecerdasan Buatan & Jaringan Syaraf Buatan. In *Penerbit Yayasan Prima Agus Teknik* (Vol. 7, Issues 1 SE-Judul Buku). <https://penerbit.stekom.ac.id/index.php/yayasanpat/article/view/177>
- Setiawati, W., Sureorejo, S., Andriani, W., & Gunawan, G. (2024). Penerapan Metode Self Organizing Map dan Simple Additive Weighting untuk memilih Tempat Wisata di Tegal. *Jurnal Minfo Polgan*, 13(1), 357–365. <https://doi.org/10.33395/jmp.v13i1.13667>