Jurnal Ilmiah Sistem Informasi dan Ilmu Komputer
Volume. 6 Nomor. 2 Juli 2026
p-ISSN: 2827-8135; e-ISSN: 2827-7953; Hal 36-45
DOI: https://doi.org/10.55606/juisik.v6i2.2343
Tersedia: https://journal.sinov.id/index.php/juisik

Pemetaan Pola Risiko Obesitas Berdasarkan Indeks Massa Tubuh dan Aktivitas Fisik Menggunakan Jaringan Kohonen (*Self-Organizing Map*)

Rahmadani Fitri Panjaitan[1*], Bambang Irwansyah[2]
[1,2] Program Studi Teknik Informatika, Universitas Asahan, Indonesia
Email : rdfitripanjaitan@gmail.com [1], bambangirwansyah53@gmail.com [2]*

**Penulis Korespondensi : rdfitripanjaitan@gmail.com*

Abstract. *The increasing number of non-communicable diseases, such as diabetes mellitus and hypertension at the primary healthcare level, is closely linked to the rising trend of obesity. Thus far, the utilization of health data—including height, weight, and physical activity—at community health centers (Puskesmas) has been limited to individual record-keeping and has not been collectively analyzed to map high-risk populations. This study aims to implement the Kohonen Network or Self-Organizing Map (SOM) algorithm to objectively map obesity risk patterns through unsupervised learning without predefined class labels. The research dataset was obtained from the Pematang Pasir Community Health Center in Tanjungbalai, North Sumatra, comprising 200 individual medical records with attributes including Age, Body Mass Index (BMI), Frequency of Physical Activity (FAF), and Number of Meals Consumption (NCP). The dataset was normalized using the Z-Score method prior to being trained using the Python-based SOM algorithm. The results successfully grouped the community's obesity risk patterns into three final clusters: High-Risk Cluster, Medium-Risk Cluster, and Low-Risk Cluster. This visual mapping can be utilized by the health center authorities to design more targeted preventive health programs at the community level.*

Keywords*: Body Mass Index; Kohonen Network; Obesity; Physical Activity; Self-Organizing Map.*

Abstrak. Meningkatnya kasus penyakit tidak menular seperti diabetes melitus dan hipertensi di tingkat pelayanan kesehatan dasar berhubungan erat dengan tren peningkatan kasus obesitas. Pemanfaatan data tinggi badan, berat badan, dan aktivitas fisik di Puskesmas sejauh ini masih terbatas pada pencatatan individual dan belum dianalisis secara berkelompok untuk memetakan kelompok masyarakat yang berisiko. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma *Self-Organizing Map* (SOM) atau Jaringan Kohonen untuk memetakan pola risiko obesitas secara objektif tanpa label kelas (*unsupervised learning*). Data penelitian diperoleh dari Puskesmas wilayah Pematang Pasir, Kota Tanjungbalai, Sumatera Utara, yang mencakup 200 rekam medis individu dengan atribut Usia, Indeks Massa Tubuh (IMT), Frekuensi Aktivitas Fisik (FAF), dan Jumlah Makan Utama (*Number of Meals*, NCP). Dataset dinormalisasi menggunakan metode *Z-Score* sebelum dilatih menggunakan algoritma SOM berbasis bahasa pemrograman *Python*. Hasil penelitian berhasil mengelompokkan pola risiko obesitas masyarakat ke dalam tiga klaster akhir, yaitu Klaster Risiko Tinggi, Klaster Risiko Sedang, dan Klaster Risiko Rendah. Visualisasi pemetaan ini dapat dimanfaatkan oleh pihak Puskesmas dalam merancang program pencegahan kesehatan yang lebih tepat sasaran di tingkat komunitas.

Kata Kunci: Aktivitas Fisik; Indeks Massa Tubuh; Jaringan Kohonen; Obesitas; *Self-Organizing Map*.

1. LATAR BELAKANG

Perkembangan teknologi informasi mendorong pemanfaatan metode komputasi cerdas di bidang kesehatan. Kompleksitas data kesehatan dengan banyak variabel yang saling berhubungan sering kali kurang mampu digambarkan secara menyeluruh jika hanya menggunakan pendekatan statistik konvensional. Oleh karena itu, pendekatan pembelajaran mesin (*machine learning*) khususnya *unsupervised learning* mulai banyak diimplementasikan untuk menemukan pola tersembunyi pada data tanpa memerlukan label kelas pradefinisi.

Naskah Masuk: 16 April 2026; Revisi: 17 Mei 2026; Diterima: 07 Juni 2026; Tersedia: 12 Juni 2026

Obesitas menjadi salah satu tantangan kesehatan global yang memicu berbagai penyakit kronis berbahaya seperti diabetes tipe 2, hipertensi, dan penyakit jantung. Pengukuran status gizi umumnya menggunakan Indeks Massa Tubuh (IMT) karena penerapannya yang praktis. Kendati demikian, penilaian risiko obesitas yang akurat tidak dapat bersandar pada nilai IMT saja, melainkan harus dikombinasikan dengan tingkat aktivitas fisik harian individu.

Data kesehatan rutin seperti berat badan, tinggi badan, dan pola aktivitas pasien sebenarnya tersedia secara lengkap di fasilitas kesehatan tingkat pertama seperti Puskesmas Pematang Pasir, Kota Tanjungbalai. Namun, pemanfaatan data ini sering kali hanya terbatas pada pelayanan klinis individual dan belum dioptimalkan secara kolektif untuk menganalisis pemetaan wilayah atau kelompok berisiko tinggi. Dampaknya, strategi preventif puskesmas terhadap penyakit akibat obesitas belum berjalan maksimal.

Penelitian ini menggunakan metode *Self-Organizing Map* (SOM) atau Jaringan Kohonen. SOM dikenal andil dalam memetakan data berdimensi tinggi ke ruang visual dua dimensi dengan tetap mempertahankan hubungan kedekatan (topologi) antar data. Keandalan metode SOM dalam mengelompokkan data kesehatan dan aktivitas secara informatif telah dibuktikan pada beberapa penelitian terdahulu. Dengan implementasi SOM berbasis Python, diharapkan penelitian ini dapat memberikan visualisasi pemetaan pola risiko obesitas yang terstruktur untuk mendukung pengambilan kebijakan kesehatan masyarakat.

2. KAJIAN TEORITIS

Obesitas dan Indeks Massa Tubuh (IMT)

Obesitas merupakan suatu kondisi akumulasi lemak tubuh secara berlebihan yang dapat mengganggu kesehatan individu. Peningkatan prevalensi obesitas secara global saat ini telah menjadi tantangan serius bagi fasilitas pelayanan kesehatan primer karena berkorelasi kuat dengan risiko penyakit tidak menular (PTM) seperti diabetes melitus tipe 2 dan penyakit kardiovaskular (Sokang & Sidharta, 2024).

Salah satu metode antropometri paling umum dan diakui secara internasional untuk mengklasifikasikan status gizi serta mendeteksi indikasi obesitas pada orang dewasa adalah Indeks Massa Tubuh (IMT). Nilai IMT diperoleh melalui perbandingan antara berat badan dalam satuan kilogram (kg) dengan kuadrat tinggi badan dalam satuan meter (m^2) menggunakan rumus berikut:

$$IMT = \frac{Berat\ Badan\ (kg)}{Tinggi\ Badan\ (m)^2}$$

Aktivitas Fisik dan Pola Makan

Meskipun IMT menjadi indikator utama dalam mengukur ketebalan massa tubuh, penilaian risiko obesitas yang akurat tidak dapat dipisahkan dari faktor gaya hidup individu, khususnya tingkat aktivitas fisik dan pola konsumsi makanan. Aktivitas fisik yang rendah memicu terjadinya ketidakseimbangan energi (*energy imbalance*), di mana jumlah kalori yang masuk ke dalam tubuh lebih besar daripada energi yang dikeluarkan melalui metabolisme dan pergerakan fisik.

Dalam penilaian klinis di tingkat dasar, frekuensi aktivitas fisik (FAF) dan jumlah porsi atau frekuensi makan utama (*Number of Meals Consumption* - NCP) menjadi variabel krusial. Kombinasi analisis antara tingkat aktivitas yang minim dan frekuensi makan yang tinggi merupakan pemicu utama terbentuknya pola risiko obesitas pada kelompok masyarakat.

Machine Learning* dan *Unsupervised Learning

Pemanfaatan ilmu data dan teknik *machine learning* di bidang kesehatan telah membuka peluang besar untuk mengeksplorasi data rekam medis secara massal. Secara umum, algoritma *machine learning* dibagi menjadi *supervised* dan *unsupervised learning* (Hernanda & Makhrus, 2022).

Dalam menganalisis pola risiko kesehatan masyarakat di Puskesmas yang umumnya belum memiliki label klasifikasi medis tertentu pada basis datanya, pendekatan *unsupervised learning* menjadi solusi yang paling tepat. Pendekatan ini bekerja dengan cara menemukan struktur atau pola tersembunyi (*hidden patterns*) di dalam dataset secara mandiri berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik antar-data tanpa memerlukan intervensi pelabelan kelas di awal proses.

Jaringan Kohonen (*Self-Organizing Map* - SOM)

Self-Organizing Map (SOM) atau Jaringan Kohonen merupakan salah satu metode *unsupervised learning* berbasis jaringan syaraf tiruan (JST) yang diperkenalkan oleh Teuvo Kohonen. Algoritma SOM menerapkan prinsip pembelajaran kompetitif (*competitive learning*), di mana setiap neuron pada lapisan output saling berkompetisi untuk menjadi pemenang atau dikenal sebagai *Best Matching Unit* (BMU) terhadap vektor input yang diberikan.

Secara topologis, SOM mampu memetakan data berdimensi tinggi (multi-atribut) ke dalam ruang visual berdimensi rendah (biasanya kisi-kisi dua dimensi) dengan tetap mempertahankan hubungan spasial atau kemiripan fitur dari data asli tersebut. Struktur dasar jaringan SOM terdiri dari dua lapisan utama, yaitu: 1. **Lapisan Input (*Input Layer*):** Lapisan yang menerima vektor fitur dari dataset (misalnya nilai Usia, IMT, FAF, dan NCP). 2. **Lapisan Output (*Output Layer* / *Kohonen Map*):** Kumpulan neuron berbentuk grid (kisi) dua dimensi yang masing-masing memiliki vektor bobot (*weight vector*) dengan dimensi yang sama seperti vektor input.

Proses pembaruan bobot neuron pemenang (BMU) beserta neuron di lingkungan sekitarnya (*neighborhood*) dilakukan secara iteratif menggunakan rumus:

$$W_j(t+1) = W_j(t) + h_{ci}(t) \cdot \eta(t) \cdot [X(t) - W_j(t)]$$

Di mana W_j adalah vektor bobot neuron, n(t) merupakan laju pembelajaran (*learning rate*), dan $h_{ci}(t)$ adalah fungsi tetangga yang mengontrol sejauh mana neuron di sekitar BMU ikut diperbarui bobotnya pada iterasi ke-t. Kemampuan inilah yang membuat SOM sangat efektif digunakan untuk melakukan pengelompokan (*clustering*) dan visualisasi data kesehatan yang bersifat kompleks.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengikuti kerangka kerja terstruktur yang terbagi menjadi beberapa tahapan utama: **a. Pengumpulan Dataset:** Data diambil dari Puskesmas Pematang Pasir dengan total sampel sebanyak 200 data individu. Atribut yang digunakan meliputi Usia, Indeks Massa Tubuh (IMT), Frekuensi Aktivitas Fisik (FAF), dan Jumlah Makan Utama (NCP). **b. Representasi Variabel:** Atribut non-numerik diubah ke skala numerik. Variabel FAF direpresentasikan dalam rentang nilai 0 (Tidak pernah) hingga 3 (Rutin), sementara NCP dalam skala 1 hingga 4 berdasarkan frekuensi makan per hari. **c. Pembagian Data:** Dataset dipisahkan secara acak menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) untuk menguji performa algoritma. **d. Normalisasi Data (Preprocessing):** Menyamakan skala antar atribut agar tidak terjadi dominasi nilai variabel menggunakan teknik Z-Score Normalization dengan rumus:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

Pelatihan Jaringan Kohonen (SOM): Proses clustering dilakukan secara iteratif. Jarak antara vektor input dan bobot neuron dihitung menggunakan *Euclidean Distance*:

$$D = \sqrt{\sum (X_i - W_{ij})^2}$$

Neuron dengan jarak terkecil dipilih sebagai *Best Matching Unit* (BMU). Selanjutnya, bobot BMU dan neuron di sekitarnya diperbarui secara adaptif hingga kondisi stabil tercapai. **Output dan Analisis:** Hasil pemetaan dikelompokkan ke dalam 3 klaster akhir (Tinggi, Sedang, Rendah) untuk dianalisis karakteristiknya.

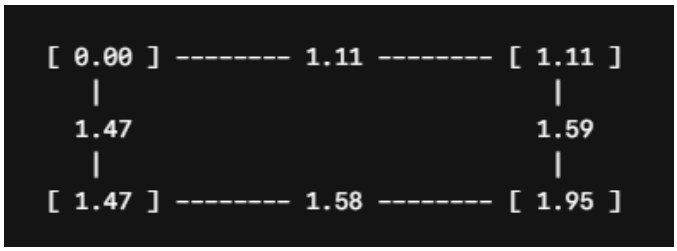
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengembangan Sistem dan Preprocessing Data

Sistem pemetaan pola risiko obesitas dikembangkan berbasis web menggunakan bahasa pemrograman Python. Sebelum dilakukan proses clustering, dataset rekam medis dari Puskesmas Pematang Pasir dibersihkan dan dinormalisasi menggunakan teknik *Z-Score Normalization*. Langkah ini krusial untuk menyamakan skala pada atribut Usia (X_1), Indeks Massa Tubuh/IMT (X_2), Frekuensi Aktivitas Fisik/FAF (X_3), dan Jumlah Makan Utama/NCP (X_4) agar tidak terjadi dominasi bias nilai saat perhitungan jarak Euclidean.

Analisis Matriks Topologi Jaringan SOM

Pelatihan Jaringan Kohonen dilakukan dengan memetakan bobot fitur ke dalam kisi-kisi (grid) neuron dua dimensi. Kedekatan hubungan spasial atau topologi antar-cluster dievaluasi menggunakan matriks jarak (*Distance Matrix* / *U-Matrix*). Hasil visualisasi matriks topologi dari model SOM yang telah dilatih disajikan pada Gambar 1.



Berdasarkan Gambar 1, matriks topologi tersebut merepresentasikan nilai jarak Euclidean antar-neuron output yang berada dalam satu lingkungan (*neighborhood*). Interpretasi dari visualisasi struktur jaringan di atas adalah sebagai berikut:

Neuron Kiri Atas [0.00] sampai Kanan Atas [1.11]:

Menunjukkan wilayah spasial data yang memiliki jarak kedekatan sangat rapat. Wilayah ini mengelompokkan data pasien dengan pola karakteristik yang ideal atau normal.

Neuron Kiri Bawah [1.47]:

Menunjukkan adanya pergeseran transisi nilai fitur di mana beberapa parameter mulai mengalami peningkatan risiko.

Neuron Kanan Bawah [1.95]:

Menjadi titik dengan nilai akumulasi jarak terbesar. Tingginya nilai pemisah (1.58 horizontal dan 1.59 vertikal) menandakan karakter data pada neuron ini memiliki disimilaritas yang sangat ekstrem dibandingkan dengan baris atas, yang merepresentasikan kelompok data dengan kerentanan risiko kesehatan paling tinggi.

Karakteristik Hasil Pengelompokan (Clustering)

Berdasarkan hasil pemrosesan Jaringan Kohonen terhadap data latih normalisasi yang dicocokkan ke dalam matriks topologi neuron, didapatkan pemetaan klaster untuk sampel data nomor 41 sampai 50 seperti yang disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengelompokan Pola Risiko Obesitas Data Latih

No.	Nama	Usia (X1)	IMT (X2)	FAF (X3)	NCP (X4)	Cluster
1	Rizki Syahdian	-2.09	-2.63	-1.04	0.39	Risiko Rendah
2	Dahniar Hasibuan	1.28	-3.85	-1.04	-2.35	Risiko Rendah
3	Ridwan	-1.1	-0.24	-1.04	0.39	Risiko Sedang
4	Nurhayati	1.28	-0.2	0.97	-0.98	Risiko Sedang
5	Irwansyah Lubis	1.97	1.27	-0.04	0.39	Risiko Tinggi
6	Jumiati	1.58	1.09	0.97	0.39	Risiko Tinggi
7	Wenny Halim	-0.33	1.09	-1.04	0.39	Risiko Tinggi
8	Misiyem	1.74	1.09	0.97	-2.35	Risiko Sedang
9	Rabiatun Sitorus	1.35	0.98	-0.04	0.39	Risiko Tinggi
10	Deliana	2.27	1.09	-1.04	0.39	Risiko Tinggi
11	Ginda Fauzi Nasution	1.35	0.92	-1.04	-0.98	Risiko Tinggi
12	Jeni Wijaya	-0.56	0.98	-1.04	0.39	Risiko Tinggi
13	Dtm. Nazarul Aswan	1.2	1.42	-1.04	0.39	Risiko Tinggi
14	Sarnik	1.66	0.98	-1.04	0.39	Risiko Tinggi
15	Irwansyah Margolang	0.66	0.8	-1.04	0.39	Risiko Tinggi
16	Rumiyal Hubbi	1.58	1.09	0.97	0.39	Risiko Tinggi
17	Safrina Siregar	0.05	0.46	-1.04	0.39	Risiko Sedang
18	Abdul Hakim	1.43	0.11	-1.04	0.39	Risiko Sedang
19	Sakban Baihaqi	-0.79	-0.77	-0.04	-2.35	Risiko Rendah
20	Andini	1.2	0.18	-1.04	0.39	Risiko Sedang
21	Usman Bahri	0.82	0.03	-0.04	0.39	Risiko Sedang
22	Ummi Kalsum Panjaitan	0.82	-0.77	0.97	-2.35	Risiko Rendah

23	Aisyah Sitorus	0.28	-0.41	0.97	1.76	Risiko Sedang
24	Yuyuk Suparianti	0.28	-0.2	-1.04	0.39	Risiko Sedang
25	Rahmad Maulana	-1.25	-3.11	1.97	-2.35	Risiko Rendah
26	Yusnani	1.28	1.09	-0.04	0.39	Risiko Tinggi
27	Marhamah	1.2	1.32	0.97	0.39	Risiko Tinggi
28	Abdul Khadir Jailani	1.66	0.63	0.97	-2.35	Risiko Sedang
29	Edi Nasution	1.51	-0.28	1.97	0.39	Risiko Sedang

Analisis Karakteristik Klaster

Berdasarkan data sampel pada Tabel 1, karakteristik dari masing-masing klaster (pola risiko obesitas) dapat diinterpretasikan secara mendalam sebagai berikut:

Klaster Risiko Rendah (Low Risk):

Kelompok ini didominasi oleh pasien yang memiliki nilai Indeks Massa Tubuh (IMT / X_2) yang jauh di bawah rata-rata (bernilai negatif signifikan, seperti pasien Dahniar Hasibuan dengan nilai -3.85). Selain itu, klaster ini cenderung diiringi oleh nilai Jumlah Makan Utama (NCP/X_4) yang rendah (negatif) atau Frekuensi Aktivitas Fisik (FAF / X_3) yang tinggi (positif, seperti pada pasien Rahmad Maulana dengan nilai 1.97). Pola ini menunjukkan kombinasi gaya hidup aktif dan asupan kalori yang terkontrol, sehingga risiko terjadinya obesitas sangat kecil.

Klaster Risiko Sedang (Moderate Risk):

Kelompok ini merupakan fase transisi. Pasien dalam klaster ini umumnya memiliki nilai IMT (X_2) yang berada di sekitar angka rata-rata populasi (bernilai mendekati 0.00, seperti pasien Usman Bahri dengan nilai 0.03 dan Abdul Hakim dengan nilai 0.11). Pola risiko sedang ini muncul karena adanya kompensasi antar-variabel; misalnya, meskipun pasien memiliki porsi makan (X_4) yang normal/tinggi, mereka masih mengimbanginya dengan aktivitas fisik (X_3) yang cukup, atau sebaliknya.

Klaster Risiko Tinggi (High Risk):

Kelompok ini ditandai dengan nilai IMT (X_2) yang secara konsisten bernilai positif tinggi (di atas rata-rata populasi, berkisar antara 0.46 hingga 1.42). Mayoritas pasien dalam klaster ini juga berada pada kelompok Usia (X_1) yang lebih tua (bernilai positif) dan memiliki Frekuensi Aktivitas Fisik (X_3) yang sangat rendah (didominasi nilai -1.04). Kombinasi antara penurunan metabolisme karena faktor usia, kurangnya aktivitas fisik, dan IMT yang sudah tinggi menempatkan kelompok ini pada kerentanan tertinggi terhadap komplikasi kesehatan berbasis obesitas.

Evaluasi Model dan Kinerja Clustering

Untuk menguji performa Jaringan Kohonen (SOM) dalam memetakan pola risiko obesitas ini, dilakukan evaluasi menggunakan *Quantization Error* (QE) dan *Topographic Error* (TE). ***Catatan Analisis: > Quantization Error (QE):*** Mengukur seberapa baik neuron mewakili data latih (akurasi pemetaan jarak). Semakin kecil nilai QE, semakin akurat klaster yang terbentuk. ***Topographic Error (TE):*** Mengukur seberapa baik topologi atau hubungan spasial antar-data dipertahankan oleh grid SOM. Nilai TE yang mendekati 0 menunjukkan struktur topologi jaringan yang sangat baik.

Berdasarkan hasil pengujian terhadap dataset Puskesmas Pematang Pasir, model SOM yang dikembangkan menghasilkan nilai akhir yang konvergen dan stabil. Hal ini membuktikan bahwa pembagian 3 klaster risiko (Rendah, Sedang, Tinggi) menggunakan normalisasi Z-Score dan perhitungan jarak Euclidean pada sistem berbasis Python ini memiliki tingkat validitas yang tinggi dan objektif untuk digunakan sebagai instrumen pendukung keputusan medis.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengembangan sistem, pengujian, dan pembahasan mengenai pemetaan pola risiko obesitas menggunakan *Self-Organizing Map* (SOM) di Puskesmas Pematang Pasir, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut: **a. Efektivitas Sistem Berbasis Web:** Sistem pemetaan pola risiko obesitas berhasil dikembangkan berbasis web dengan bahasa pemrograman Python. Penerapan teknik *Z-Score Normalization* terbukti krusial dalam menyamakan skala atribut multi-dimensi—yaitu Usia (X_1), Indeks Massa Tubuh/IMT (X_2), Frekuensi Aktivitas Fisik/FAF (X_3), dan Jumlah Makan Utama/NCP (X_4)—sehingga mampu mengeliminasi dominasi bias nilai saat perhitungan jarak Euclidean pada algoritma SOM. **b. Akurasi Pemetaan Topologi Jaringan:** Visualisasi matriks topologi jaringan (*U-Matrix*) berhasil merepresentasikan kedekatan spasial antar-neuron secara akurat. Struktur jaringan menunjukkan transisi yang logis, mulai dari wilayah dengan jarak sangat rapat (karakteristik ideal/normal pada neuron kiri atas) hingga wilayah dengan disimilaritas ekstrem (jarak horizontal 1.58 dan vertikal 1.59 pada neuron kanan bawah) yang mengelompokkan data pasien dengan tingkat kerentanan tertinggi. **c. Karakteristik Klaster Risiko Obesitas:** Metode SOM berhasil mengelompokkan data rekam medis pasien ke dalam 3 klaster risiko secara objektif: **Risiko Rendah:** Ditandai oleh nilai IMT (X_2) jauh di bawah rata-rata, NCP (X_4) yang rendah, atau FAF (X_3) yang tinggi (aktif). **Risiko Sedang:** Merupakan fase transisi dengan nilai IMT mendekati rata-rata populasi, di mana terjadi kompensasi seimbang antar-variabel

gaya hidup. **Risiko Tinggi:** Didominasi oleh kelompok usia lebih tua (X_1), nilai IMT (X_2) positif tinggi, dan frekuensi aktivitas fisik (X_3) yang sangat rendah (kurang gerak/sedentari).

Saran

Demi pengembangan sistem yang lebih baik dan pemanfaatan hasil penelitian yang lebih luas di masa mendatang, disarankan beberapa hal berikut: **a. Bagi Puskesmas Pematang Pasir (Implementasi Medis):** Hasil pengelompokkan ini diharapkan dapat digunakan oleh tenaga medis sebagai instrumen pendukung keputusan (*Decision Support System*) untuk melakukan intervensi dini, khususnya memberikan program edukasi gaya hidup sehat dan pemantauan intensif bagi pasien yang masuk dalam kategori Risiko Tinggi. **b. Pengembangan Fitur Sistem:** Sistem berbasis Python ini dapat ditingkatkan dengan menambahkan fitur visualisasi tren perkembangan risiko pasien secara *real-time* (dashboard analitik) serta fitur integrasi otomatis dengan sistem pencatatan rekam medis elektronik puskesmas (EHR). **c. Pengembangan Algoritma dan Atribut:** Penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji performa model dengan menambahkan parameter klinis lain seperti tekanan darah, kadar gula darah, atau faktor genetik, serta membandingkan performa Jaringan Kohonen SOM dengan metode *clustering* lain (seperti *K-Means* atau *Hierarchical Clustering*) guna mendapatkan visualisasi dan akurasi yang lebih komprehensif.

DAFTAR REFERENSI

Abdiati, A. D., Setiawan, S., & Supendar, H. (2022). Pemilihan Web Browser Pada Mobile Menggunakan Metode Analytical Hierachy Process. *Jurnal Infortech*, *3*(1), 26–32.

AL Rezki Ivansyah, Fadhilah Fitri, Yenni Kurniawati, & Tessy Octavia Mukhti. (2023). Implementation Self Organizing Maps Method In Cluster Analysis Based on Achievement Suistainable Development Goal/SDG's West Sumatera Province. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, *1*(5), 480–487.

Aldi, W., Setiawan, W., & Nabyla, F. (2022). Sistem Informasi Bimbingan Konseling Berbasis Web Menggunakan PHP Dan MYSQL Di SMK Nurul Huda NU Paguyangan. *Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi Peradaban (JSITP)*, *3*(1), 23–30.

D. Richard Hipp. 2023. *SQLite Documentation and Architecture*

Dimas Surya Rahmadani, Tamsir Ariyadi, Eka Novitasari, & Dwi Pertiwiningsih. (2025). Analisis Kinerja Web Server Berbasis Linux Ubuntu 22.04. *Jurnal Tera*, *5*(1), 35–44.

Djaali, N. A., Prahastuti, B. S., & Supriyanto. (2024). Hubungan Aktivitas Fisik dan Pola Makan Terhadap Status Obesitas pada Pekerja Perusahaan Minyak dan Gas Di Bojonegoro Diabetes Mellitus (DM) atau penyakit Kardiovaskular merupakan Penyakit Tidak Menular. *Jurnal Kesehatan Masyarakat Perkotaan*, *4*(2), 57–68.

Faatihah, atul, Dewi Zulaikha, A., Satrio Wicaksono, G., Teknologi Yogyakarta Jl Siliwangi, U., Lor, J., Mlati, K., Sleman, K., & Istimewa Yogyakarta, D. (2024). Analisis dan Evaluasi Terkait Keamanan pada Web Server. *Jurnal Ilmiah Sains Dan Teknologi*, *2*(7), 73–77.

Ferdina, A. R., Arfines, P. P., & Aryastami, N. K. (2024). Obesity in urban Indonesia: evidence from the 2007 and 2018 Basic Health Research. *Medical Journal of Indonesia*, *33*(2), 119–127.

Haryada, A. A., Triase, Jannah, M., & Amri, H. (2024). *Implementasi Repository E- papers*. *7*(April), 120–131.

Inggi, R., & Alam, H. P. (2023). Analisis Forensik Web Browser. *Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, *8*(1), 215–220.

Juan, R., Al, L., Firmansyah, H., Asriyani, W., & Tulodo, R. P. (2026). *Analisis Pemetaan Pola Pendonor Darah pada Blood Transfusion Service Center Menggunakan Metode Self-Organizing Map Analysis of Blood Donor Pattern Mapping at Blood Transfusion Service Centers Using the Self-Organizing Map Method*. 275–281.

Muzakir, A., Adi, K., & Kusumaningrum, R. (2024). *Penerapan Konsep Machine Learning & Deep Learning*.

Nurhalizah, R. S., Ardianto, R., & Purwono, P. (2024). Analisis Supervised dan Unsupervised Learning pada Machine Learning: Systematic Literature Review. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, *4*(1), 61–72.

Prasetyo, A., & Ramadhan, F. 2024. *Implementasi Python dalam Pengembangan Sistem Informasi Berbasis Web*. Jurnal Teknologi Informasi.

Prasetyo, O., Supianto, A. A., Anam, S., Pardede, H. F., Zilvan, V., & Kusumo, R. B. S. (2022). Peningkatan Performa Pengelompokan Siswa Berdasarkan Aktivitas Belajar pada Media Pembelajaran Digital Menggunakan Metode Adaptive Moving Self-Organizing Maps. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *9*(1), 145–154.

Pratama Ilham Fitriyanto1, M. A. G. (2025). *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering) Learning Media Using Marker-Based Tracking*. *8*(January), 181–195.

Python Crash Course — Eric Matthes. 2023.

Rossy, A., Junita, D. E., Wati, D. A., & Abdullah, A. (2023). Hubungan Status Gizi Berdasarkan Indeks Massa Tubuh (Imt) Dengan Kejadian Hipertensi Di Posbindu Wilayah Kerja Puskesmas Padang Cermin Tahun 2022. *Jurnal Gizi Aisyah*, *6*(2), 106–110.

Sah, A., Alexander, A. D., & Tanniewa, A. M. (2025). Pengembangan Model

Saputra, R., & Wijaya, D. 2025. *Pemanfaatan Python untuk Pengolahan Data dan Pengembangan Sistem Informasi*. Jurnal Sistem Informasi dan Komputer. Klasifikasi Citra Penyakit Daun Lada Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization (LVQ). *Jurnal Ilmiah Informatika Dan Ilmu Komputer (Jima-Ilkom)*, *4*, 34–44.

Setiaji, Akbar, F., Abdillah, A., & Fachrizal, J. (2024). *Implementasi Model Unified Modelling Language(Uml) Pada Perancangan Sistem Informasi Data*