

## **Penerapan Self Organizing Maps untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota Rawan Demam Berdarah Dengue di Jawa Barat Berdasarkan Faktor Lingkungan dan Sosial-Ekonomi**

**Muhammad Zen<sup>1\*</sup>**

<sup>1</sup>Universitas Muhammadiyah Semarang, Jl. Kedungmundu No. 18, Kedungmundu, Kec. Tembalang, Kota Semarang, Jawa Tengah 50273, Indonesia

\*Corresponding author : [lezendary@gmail.com](mailto:lezendary@gmail.com)



**P-ISSN:** 2986-4178  
**E-ISSN:** 2988-4004

**Riwayat Artikel**  
Dikirim: 12 Maret 2025  
Direvisi: 11 Agustus 2025  
Diterima: 14 Agustus 2025

### **ABSTRAK**

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) merupakan permasalahan kesehatan serius di Indonesia, khususnya di Provinsi Jawa Barat yang memiliki jumlah kasus tertinggi secara nasional. Penyebaran DBD dipengaruhi oleh berbagai faktor lingkungan dan sosial-ekonomi seperti curah hujan, ketinggian wilayah, kepadatan penduduk, dan jumlah penduduk miskin. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan potensi kerawanan DBD menggunakan metode *Self Organizing Maps* (SOM). Metode SOM dipilih karena kemampuannya dalam mengidentifikasi pola tersembunyi dari data multidimensi dan memvisualisasikannya, yang terbukti lebih efektif pada penelitian sebelumnya dibandingkan metode lain. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini meliputi jumlah curah hujan, ketinggian wilayah, kepadatan penduduk, jumlah penduduk miskin, dan jumlah kasus DBD. Untuk penentuan jumlah cluster didapatkan sebanyak enam cluster dengan menggunakan metode *K-Means Clustering* dan divalidasi dengan metrik *Davies-Bouldin Index* (DBI), *Silhouette Score*, dan *Calinski-Harabasz Index*. Dengan menganalisis lima variabel utama, Hasil SOM mengungkap bahwa *cluster* 3 dan 5 memiliki tingkat kerentanan tertinggi akibat kepadatan penduduk sangat serta jumlah kasus DBD yang besar. *Cluster* 1 dan 4 memiliki risiko terendah, sementara *cluster* 2 dan 6 tergolong risiko sedang dengan karakteristik geografis dan sosial-ekonomi yang berbeda. Hasil penelitian ini diharapkan mampu menjadi dasar bagi penargetan intervensi yang tepat sasaran dan perumusan kebijakan adaptif yang responsif terhadap perubahan.

**Kata Kunci:** Demam Berdarah Dengue, Lingkungan, Sosial-Ekonomi, Jawa Barat, Self Organizing Maps, Pengelompokan.

## ABSTRACT

*Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) is a serious health problem in Indonesia, particularly in West Java Province, which has the highest number of cases nationally. The spread of DHF is influenced by various environmental and socio-economic factors such as rainfall, regional altitude, population density, and the number of poor people. This study aims to classify districts/cities in West Java Province based on DHF vulnerability potential using the Self Organizing Maps (SOM) method. The SOM method was chosen for its ability to identify hidden patterns from multidimensional data and visualize them, which has proven to be more effective in previous research compared to other methods. The variables used in this study include rainfall amount, regional altitude, population density, number of poor people, and number of DHF cases. For determining the number of clusters, six clusters were obtained using the K-Means Clustering method and validated with Davies-Bouldin Index (DBI), Silhouette Score, and Calinski-Harabasz Index metrics. By analyzing five main variables, the SOM results revealed that clusters 3 and 5 have the highest vulnerability levels due to very high population density and large number of DHF cases. Clusters 1 and 4 have the lowest risk, while clusters 2 and 6 are classified as moderate risk with different geographical and socio-economic characteristics. The results of this study are expected to serve as a foundation for targeted interventions and the formulation of adaptive policies that are responsive to changes.*

**Keywords :** *Dengue Hemorrhagic Fever, Environment, Socio-Economic, West Java, Self Organizing Maps, Clustering.*

## 1. Pendahuluan

Demam Berdarah Dengue (DBD) ialah suatu penyakit yang disebabkan oleh virus *Dengue* yang menyebabkan demam dan memunculkan pendarahan. Kasus DBD di tingkat global telah menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam beberapa waktu terakhir. Sepanjang tahun 2023, lebih dari 6 juta kasus DBD dan 6.000 kematian terkait dilaporkan di 92 negara di seluruh dunia, berdasarkan data dari Pusat Pencegahan dan Pengendalian Penyakit Eropa (ECDC). Sedangkan berdasarkan data dari Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) mencatat bahwa tahun 2023 menjadi tahun dengan jumlah kasus DBD tertinggi dalam sejarah [1]. Penyakit ini disebabkan oleh gigitan nyamuk genus *Aedes* yaitu *Aedes aegypti*. Jenis nyamuk ini seringkali dijumpai pada wilayah yang memiliki iklim tropis seperti Indonesia [2]. Sehingga, kasus Demam Berdarah *Dengue* seringkali dijumpai di Indonesia. Menurut Data dari KEMENKES pada tahun 2023 tercatat bahwa terdapat 114.720 kasus DBD dengan jumlah kematian 894 kasus yang terjadi di Indonesia. Beberapa penyebab dari banyaknya kasus DBD di Indonesia, salah satunya disebabkan oleh faktor iklim seperti curah hujan [3]. Curah hujan secara langsung memengaruhi keberadaan tempat berkembang biaknya nyamuk *Aedes aegypti*, di mana populasi nyamuk ini sangat

bergantung pada ketersediaan tempat perindukan. Curah hujan yang diukur dalam milimeter (mm), menggambarkan tinggi air hujan yang jatuh di permukaan datar dengan asumsi tidak terjadi penguapan, peresapan, atau aliran air. Intensitas curah hujan yang tinggi dan berlangsung dalam waktu lama dapat menyebabkan banjir, yang dapat menghilangkan tempat perindukan nyamuk *Aedes* yang umumnya berada di genangan air bersih. Selain itu, faktor lingkungan seperti ketinggian wilayah juga memengaruhi penyebaran virus DBD ini. Wilayah yang memiliki ketinggian memiliki kasus DBD yang rendah sedangkan wilayah yang tidak memiliki ketinggian memiliki kasus DBD yang tinggi [4].

Kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) di Indonesia merupakan salah satu permasalahan kesehatan masyarakat yang masih menjadi perhatian serius, terutama di wilayah dengan tingkat kepadatan penduduk yang tinggi dan angka kemiskinan yang signifikan. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa faktor demografis, seperti kepadatan penduduk dan jumlah penduduk miskin, memiliki hubungan yang erat dengan peningkatan jumlah kasus DBD. Kepadatan penduduk yang tinggi dapat mempercepat penyebaran virus dengue karena tingginya interaksi antar individu serta lingkungan tempat tinggal yang cenderung padat dan kurang memiliki sistem sanitasi yang baik. Sebagai contoh, di Provinsi Jawa Barat yang merupakan salah satu daerah dengan jumlah penduduk terbanyak di Indonesia, tercatat bahwa wilayah-wilayah dengan tingkat kepadatan penduduk yang lebih tinggi cenderung memiliki angka kejadian DBD yang lebih besar. Hal ini menunjukkan bahwa semakin padat suatu wilayah, maka semakin tinggi pula risiko penularan penyakit ini [5]. Selain faktor kepadatan, jumlah penduduk miskin juga memegang peranan penting dalam penyebaran DBD. Masyarakat dengan kondisi ekonomi rendah cenderung tinggal di lingkungan yang kurang sehat, memiliki akses terbatas terhadap pelayanan kesehatan, serta kurang memiliki sarana untuk melakukan upaya pencegahan, seperti penggunaan kelambu, pengurasan tempat penampungan air secara rutin, atau fogging mandiri. Kondisi-kondisi tersebut dapat menciptakan habitat yang ideal bagi nyamuk *Aedes aegypti* sebagai vektor utama penularan DBD. Oleh karena itu, daerah-daerah dengan jumlah penduduk miskin yang tinggi juga sering kali mengalami beban kasus DBD yang lebih besar dibandingkan dengan wilayah yang tingkat kesejahteraannya lebih baik. Penelitian sebelumnya mengonfirmasi bahwa semakin tinggi jumlah penduduk miskin di suatu wilayah, maka semakin besar pula jumlah penderita DBD yang tercatat [6]. Hal ini memperkuat urgensi perlunya intervensi kebijakan kesehatan masyarakat yang tidak hanya berfokus pada aspek medis, tetapi juga mempertimbangkan faktor sosial dan ekonomi dalam upaya pengendalian dan pencegahan penyakit DBD di Indonesia.

Di Indonesia, kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) paling banyak terjadi di provinsi-provinsi besar yang memiliki tingkat kepadatan penduduk tinggi, khususnya di Jawa Barat, Jawa Timur, dan Jawa Tengah. Ketiga provinsi ini merupakan pusat konsentrasi penduduk terbesar di Indonesia, dengan karakteristik wilayah yang didominasi oleh kawasan urban padat dan lingkungan pemukiman yang kompleks, yang mempermudah penyebaran nyamuk *Aedes aegypti* sebagai vektor utama penularan DBD. Berdasarkan data yang dihimpun dari *Databoks* pada tahun 2024, selama periode Januari hingga Mei, tercatat bahwa Provinsi Jawa Barat menempati posisi tertinggi dalam jumlah kasus DBD nasional, yaitu sebanyak 32.761 kasus. Jumlah tersebut menunjukkan proporsi yang sangat besar dari total kasus DBD secara nasional, dan mencerminkan betapa tingginya tingkat kerentanan wilayah-wilayah dengan populasi padat terhadap penyakit ini. Selain karena kepadatan penduduk, tingginya angka kasus DBD di provinsi-provinsi tersebut juga dapat dikaitkan dengan beberapa faktor lain, seperti curah hujan yang tinggi, kurangnya kesadaran masyarakat terhadap pentingnya menjaga kebersihan lingkungan,

serta keterbatasan dalam pengelolaan sistem sanitasi dan pengendalian vektor secara berkelanjutan. Kondisi ini menegaskan bahwa upaya penanggulangan DBD di Indonesia memerlukan strategi komprehensif yang mencakup aspek pencegahan, pengendalian lingkungan, edukasi masyarakat, serta intervensi kebijakan berbasis data, khususnya di wilayah dengan kepadatan penduduk yang tinggi dan infrastruktur kesehatan yang masih belum merata.

*Clustering* adalah proses pengelompokan sekumpulan data atau objek ke dalam beberapa *cluster* (kelompok) berdasarkan kemiripan atau kedekatan karakteristik tertentu di antara data tersebut, sehingga data yang berada dalam satu *cluster* memiliki pola yang relatif serupa [7]. Metode ini termasuk dalam teknik *unsupervised learning* yang banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti pengolahan citra, segmentasi pasar, serta analisis spasial dan kesehatan masyarakat. Berbagai algoritma *clustering* telah dikembangkan, di antaranya *K-Means Clustering*, *Hierarchical Clustering*, DBSCAN, dan *Self Organizing Maps* (SOM). Salah satu metode *clustering* yang banyak digunakan dalam penelitian adalah SOM, yaitu algoritma pembelajaran tanpa pengawasan yang pertama kali diperkenalkan oleh Teuvo Kohonen pada awal tahun 1980-an [8]. SOM memiliki keunggulan dalam memetakan data berdimensi tinggi ke dalam peta dua dimensi yang memudahkan interpretasi visual, sekaligus mempertahankan hubungan topologis antar data. Algoritma ini bekerja dengan membentuk peta neuron (biasanya berupa grid dua dimensi) yang dapat mengelompokkan data tanpa memerlukan informasi kelas atau label sebelumnya. Keunggulan lain dari SOM adalah kemampuannya dalam mengidentifikasi pola atau struktur tersembunyi dari kumpulan data kompleks, menjadikannya sangat efektif dalam mengolah data besar dan non-linear. Dalam konteks penelitian epidemiologi atau kesehatan masyarakat, seperti pengelompokan wilayah rawan Demam Berdarah Dengue (DBD), SOM sangat bermanfaat karena dapat mengintegrasikan berbagai variabel (misalnya curah hujan, ketinggian wilayah, kepadatan penduduk, dan tingkat kemiskinan) untuk membentuk visualisasi yang informatif mengenai wilayah dengan tingkat kerawanan yang serupa [9].

Pada penelitian sebelumnya menggunakan *K-means Clustering* dalam pengelompokan Demam Berdarah Dengue berdasarkan Kabupaten di Provinsi Jawa Barat didapatkan bahwa terdapat 3 *cluster* dengan nilai indeks Davies Bouldin sebesar 0.359 mendekati 0 [10]. Sedangkan penelitian menggunakan metode SOM untuk membandingkan metode dengan metode *clustering* lainnya yaitu *K-Means Clustering* untuk pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan data potensi desa didapatkan bahwa pengelompokan provinsi di Indonesia menggunakan data potensi desa dengan metode *Self Organizing Maps* (SOM) menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode *K-Means Clustering*. Hal ini didasarkan pada evaluasi menggunakan *Davies Bouldin Index* (DBI), di mana nilai DBI yang diperoleh adalah 0,1829366. Hasil pengelompokan tersebut membagi provinsi di Indonesia menjadi tiga *cluster* yaitu *cluster* 1 terdiri dari 31 provinsi, *cluster* 2 mencakup 1 provinsi, dan *cluster* 3 berisi 2 provinsi [11]. Meski demikian, masih sedikit penelitian yang secara khusus mengaplikasikan SOM untuk mengelompokkan daerah rawan DBD dengan mengutamakan variabel lingkungan dan sosial-ekonomi.

Berdasarkan penjelasan di atas, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan potensi kerawanan terhadap DBD menggunakan metode *Self Organizing Maps* (SOM). Variabel yang digunakan terdiri dari curah hujan, ketinggian wilayah, kepadatan penduduk, jumlah penduduk miskin, dan jumlah kasus DBD. Dengan mengidentifikasi wilayah-wilayah yang memiliki potensi kerentanan tinggi, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi spasial

yang berguna dalam perencanaan program intervensi kesehatan masyarakat secara lebih efektif dan tepat sasaran.

## 2. Metodologi Penelitian

### 2.1. Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang didapatkan dari hasil publikasi oleh Badan Pusat Statistik Jawa Barat melalui website <https://jabar.bps.go.id/id>. Beberapa data seperti Jumlah Curah Hujan diambil secara satu-satu dari publikasi BPS setiap kabupaten di Jawa Barat seperti Cirebon dalam angka 2024. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data pada tahun 2023.

### 2.2. Langkah – Langkah Penelitian

1. Melakukan analisis deskriptif pada data penelitian.
2. Melakukan standarisasi pada data dengan *Z-score*. Standarisasi diterapkan ketika data dalam suatu penelitian memiliki satuan yang berbeda. Sebagai contoh, satu variabel memiliki nilai dalam rentang puluhan, sementara variabel lainnya memiliki nilai mendekati nol, sehingga menyebabkan perbedaan jarak nilai yang sangat besar yang dapat memengaruhi hasil *clustering* (Nisrina et al., 2022). Adapun *Z-score* memiliki rumus sebagai berikut:

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

Keterangan:

$Z$  = *Z – score*

$x$  = data observasi

$\mu$  = Rata -rata

$\sigma$  = Standar deviasi

3. Melakukan uji multikolinieritas. Uji multikolinieritas digunakan untuk menghindari masalah multikolinieritas. Menggunakan uji ini maka akan diketahui korelasi pada setiap variabel. Apabila koefisien korelasi antara variabel-variabel penelitian menunjukkan nilai lebih dari 0,8, maka perlu dilakukan reduksi variabel sebelum melanjutkan ke tahap selanjutnya.
4. Menentukan jumlah *cluster* yang paling optimal dengan metode *K-Means Clustering* dengan validasi metrik *Sillhouette Score*, DBI, dan *Calinski-Harabasz Index*.
5. Melakukan pengelompokan menggunakan algoritma *Self Organizing Maps* dengan langkah – langkah sebagai berikut:
  - a. Menentukan bobot awal
  - b. Menginput data
  - c. Menghitung jarak antara dua vektor dapat dilakukan menggunakan rumus jarak Euclidean berikut [12]
  - d.  $D(J) = \sum_{i=1}^n (X_i - W_{ji})^2 \quad (2)$
  - e.
  - f. Keterangan:
  - g.  $n$  = Jumlah fitur
  - h.  $I$  = Indeks dari fitur

- i.  $X_i$  = Nilai dari data ke i
- j.  $W_{ij}$  = Bobot dari neuron ke-j untuk fitur ke-i
- k. Setelah menghitung jarak antara vektor, langkah berikutnya adalah menentukan nilai terkecil dari hasil perhitungan jarak tersebut.
- l. Melakukan pembaruan bobot menggunakan rumus berikut:
- m.  $W_{ij}(\text{baru}) = W_{ij}(\text{lama}) + \alpha[X_i - W_{ij}(\text{lama})]$  (3)
- n. Keterangan:
  - o.  $W_{ij}(\text{baru})$  = Bobot yang telah diperbarui
  - p.  $W_{ij}(\text{lama})$  = Bobot sebelumnya
  - q.  $\alpha$  = learning rate dari 0 sampai dengan 1
  - r. Menghentikan iterasi ketika mencapai batas maksimum, dengan kondisi perbedaan antara bobot baru dan bobot lama hanya mengalami perubahan kecil.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Analisis Deskriptif

Statistik deskriptif digunakan untuk melihat karakteristik awal dari data. Berikut ditampilkan nilai *mean*, standar deviasi, nilai minimum, dan nilai maksimum untuk masing-masing variable pada tabel 1.

Tabel 1. Analisis Deskriptif

Variabel	Mean	Std	Max	Min
Jumlah Curah Hujan	2260,189	671,0687	3833	1587
Ketinggian Wilayah	292,4096	282,4502	794,36	2,08
Kepadatan Penduduk	3873,257	4538,36	15046,54	382,44
Jumlah Penduduk Miskin	144,0222	83,77085	453,76	11,66
Jumlah Kasus DBD	47,18519	33,11488	132	4

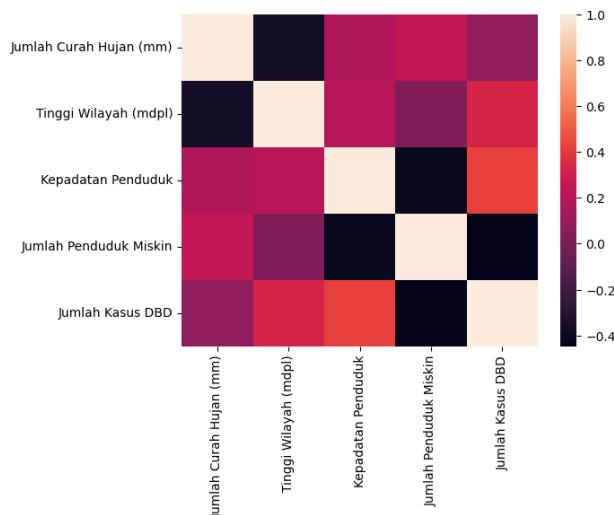
Berdasarkan tabel 1, jumlah curah hujan di provinsi Jawa Barat tahun 2023 memiliki rata-rata sebanyak 2260,189 mm dengan minimal curah hujan 1587 mm dan maksimal 3833 mm. Rata-rata ketinggian wilayah di provinsi Jawa Barat bernilai 292,4096 meter di atas permukaan laut (mdpl) dengan minimal ketinggian wilayah bernilai 2,08 mdpl dan maksimal 794,36 mdpl. Kepadatan penduduk memiliki rata-rata sebesar 3873.257 dan jumlah penduduk miskin dengan rata-rata 144,0222. Jumlah kasus DBD memiliki rata-rata 47,18519 dengan jumlah kasus paling sedikit yaitu 4 kasus dan paling banyak 132 kasus.

#### 3.2. Standarisasi Data

Standarisasi data adalah langkah pertama yang dilakukan sebelum menerapkan metode *Self Organizing Maps*. Tujuan dari standarisasi adalah untuk mengubah nilai-nilai data yang memiliki skala berbeda menjadi dalam bentuk *z-score*, sehingga data tersebut memiliki rata-rata sebesar 0 dan simpangan baku sebesar 1.

#### 2.3 Uji Multikolinieritas

Sebelum melakukan *clustering*, uji multikolinearitas perlu dilakukan terlebih dahulu. Uji ini dilakukan dengan memeriksa korelasi antara variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian. Berikut ditampilkan matriks yang menunjukkan korelasi antar variabel pada gambar1.

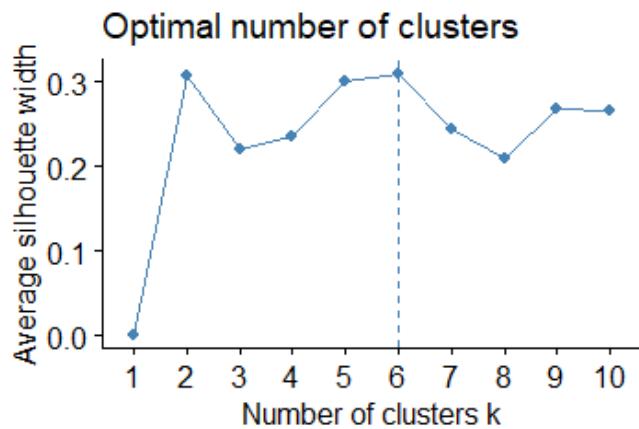


**Gambar 1.** Matriks Korelasi

Berdasarkan gambar 1, dapat dilihat bahwa tidak ada variabel dalam penelitian ini yang memiliki nilai korelasi lebih dari 0,8. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terdapat indikasi multikolinieritas antar variabel yang digunakan dalam penelitian maka dapat dilanjutkan ke tahap berikutnya.

#### 2.4 Validasi Jumlah *Cluster*

Sebelum melakukan pengelompokan menggunakan Algoritma *Self Organizing Maps*, maka dilakukan terlebih dahulu validasi jumlah *cluster* untuk menentukan *cluster* yang paling optimal menggunakan *K-Means Clustering* dengan menggunakan *Silhouette Score*. Berikut ditampilkan grafik *Silhouette Score* pada gambar 2.



**Gambar 2.** Plot Nilai Sillhouette

Berdasarkan gambar di atas, diketahui bahwa  $k=2$  dan  $k=6$  menunjukkan nilai *Silhouette Score* tertinggi yang identik (0,31). Mengingat kedua jumlah *cluster* menunjukkan kualitas yang sama baik, maka selanjutnya dilakukan penentuan *cluster* yang

optimal menggunakan metode *K-Means Clustering* dengan nilai DBI dan *Calinski-Harabasz Index* dari 2 *cluster* sampai dengan 6 yang ditampilkan pada tabel 2.

**Tabel 2.** Validasi Jumlah Cluster dengan Nilai DBI dan *Calinski-Harabasz Index*

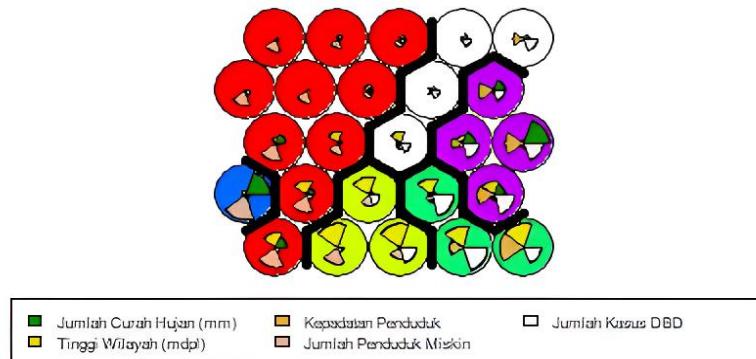
Cluster	DBI	<i>Calinski-Harabasz Index</i>
2	1,4595	10,507539
3	1,2058	9,993583
4	1,1589	10,245079
5	1,0661	11,006223
6	0,9950	11,066239

Dari tabel diatas, hasil evaluasi menunjukkan kualitas *clustering* yang optimal adalah 6 *cluster* dengan nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) sebesar 0,9950 yang paling rendah dibanding *cluster* lain, dan nilai *Calinski-Harabasz Index* sebesar 11,066239 paling tinggi dari *cluster* yang lain. Berdasarkan hasil 3 evaluasi metrik, ditemukan bahwa 6 *cluster* merupakan *cluster* yang optimal untuk pengelompokan Kabupaten/Kota Rawan DBD di Provinsi Jawa Barat. Setelah didapatkan bahwa 6 *cluster* yang optimal, maka selanjutnya dilakukan pengelompokan menggunakan *Self Organizing Maps*.

## 2.5 Algoritma *Self Organizing Maps*

Penerapan *Self Organizing Maps* untuk mengelompokkan Kabupaten/kota rawan DBD di Jawa Barat didapatkan hasil dengan menggunakan Rstudio dengan grid 5x5. Berikut ditampilkan hasil pengelompokan *neuron* SOM pada gambar 3.

**Codes plot**



**Gambar 3.** Output *Self Organizing Maps*

Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa terbentuk enam *cluster* dari hasil pemetaan menggunakan metode *Self Organizing Maps* (SOM) dengan pola grid 5x5, yang menghasilkan 25 neuron atau unit output. Jumlah Kabupaten/Kota yang dianalisis dalam penelitian ini adalah 27 wilayah di Provinsi Jawa Barat. Namun, hanya 25 pola yang tampak dalam visualisasi SOM karena keterbatasan jumlah unit pada grid 5x5, sementara dua wilayah lainnya tetap terkласifikasi dan dapat dilihat melalui output SOM secara

numerik. Berdasarkan visualisasi codes plot pada Gambar 3, warna dominan pada setiap *cluster* menggambarkan karakteristik berikut:

1. *Cluster* merah menunjukkan wilayah yang didominasi variabel jumlah penduduk miskin, sedangkan variabel ketinggian wilayah, dan jumlah curah hujan sebagai variabel pendukung karena terlihat di beberapa lingkaran neuron. Untuk variabel lainnya hampir tak terlihat.
2. *Cluster* putih menunjukkan wilayah yang didominasi variabel jumlah kasus DBD yang terlihat pada setiap lingkaran neuron, sedangkan variabel tinggi wilayah, dan kepadatan penduduk sebagai variabel pendukung karena terlihat di beberapa lingkaran neuron. Untuk variabel lainnya hampir tak terlihat di lingkaran neuron.
3. *Cluster* ungu menunjukkan wilayah yang didominasi variabel jumlah curah hujan, jumlah kasus DBD, dan jumlah penduduk miskin karena ketiga variabel tersebut terlihat di semua lingkaran neuron, sedangkan ketinggian wilayah sebagai variabel pendukung karena terlihat di salah satu lingkaran neuron, sedangkan untuk variabel lainnya hampir tak terlihat.
4. *Cluster* biru menunjukkan wilayah yang didominasi variabel jumlah curah hujan dan jumlah penduduk miskin karena terlihat mendominasi di lingkaran neuron, sedangkan jumlah kasus DBD terlihat sebagai variabel pendukung karena terlihat di lingkaran neuron. Untuk variabel lain tak terlihat di lingkaran neuron.
5. *Cluster* kuning menunjukkan wilayah yang didominasi dengan variabel ketinggian wilayah, dan jumlah penduduk miskin karena terlihat di semua lingkaran neuron, sedangkan variabel jumlah kasus DBD terlihat sebagai variabel pendukung karena terlihat di lingkaran neuron. Untuk variabel lain tak terlihat di lingkaran neuron.
6. *Cluster* hijau menunjukkan wilayah yang didominasi variabel ketinggian wilayah, dan jumlah kasus DBD yang terlihat di semua lingkaran neuron, sedangkan variabel kepadatan penduduk sebagai variabel pendukung karena terlihat di beberapa lingkaran neuron. Untuk variabel lain tak terlihat di lingkaran neuron.

Untuk melihat melihat hasil pengelompokan SOM dapat dilihat lebih rinci pada tabel 3.

**Tabel 3.** Hasil *Self Organizing Maps*

<b>Cluster</b>	<b>Jumlah</b>	<b>Kabupaten/Kota</b>
1	9	Sukabumi, Cianjur, Tasikmalaya, Ciamis, Cirebon, Majalengka, Indramayu, Subang, Karawang
2	4	Bandung, Garut, Kuningan, Bandung Barat
3	4	Sumedang, Kota Sukabumi, Kota Bandung, Kota Cimahi
4	2	Bogor, Bekasi
5	3	Kota Bogor, Kota Bekasi, Kota Depok
6	5	Purwakarta, Pangandaran, Kota Cirebon, Kota Tasikmalaya, Kota Banjar

Tabel 3 menunjukkan *cluster* yang terbentuk serta jumlah anggota masing – masing *cluster* setelah dikelompokkan dengan *Self Organizing Maps* (SOM). *Cluster* 1 terdiri dari 9 Kabupaten/Kota, *cluster* 2 terdiri dari 4 Kabupaten/ Kota, *cluster* 3 terdiri dari 4 Kabupaten/Kota, *cluster* 4 terdiri dari 2 Kabupaten/Kota, *cluster* 5 terdiri dari 3 Kabupaten/Kota, dan *cluster* 6 terdiri dari 5 Kabupaten/Kota.

Selanjutnya dilakukan interpretasi hasil pengelompokan menggunakan *Self Organizing Maps* (SOM).

**Tabel 4.** Nilai Rata – Rata Tiap Cluster

Variabel	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6
Jumlah Curah Hujan (mm)	2016.367	1867.475	1884.95	3810.45	3327.967	2052.66
Tinggi Wilayah (mdpl)	157.0433	702.5575	649.0975	97.94	121.2067	103.11
Kepadatan Penduduk	1007.826	1364.923	9296.93	2234.325	10892.43	3142.83
Jumlah Penduduk Miskin	182.0778	204.82	66.9275	328.925	88.76667	47.752
Jumlah Kasus DBD	23	45.5	91.75	24.5	70.66667	51.4

Tabel 4 menunjukkan nilai dari rata-rata variabel pada tiap *cluster*. Berdasarkan tabel tersebut, hasil pengelompokan diinterpretasikan sebagai berikut:

1. *Cluster 1* terdiri dari Kabupaten/Kota yang memiliki nilai rata-rata terendah untuk jumlah kasus DBD dengan rata-rata 23. Meskipun curah hujan, ketinggian wilayah, dan kepadatan penduduknya berada di level rendah hingga sedang, jumlah penduduk miskinnya cukup signifikan. *Cluster* ini mewakili wilayah dengan tingkat risiko DBD yang sangat rendah.
2. *Cluster 2* terdiri dari Kabupaten/Kota dengan ketinggian wilayah yang paling tinggi dengan rata-rata 702,5575 mdpl. Kepadatan penduduk dan jumlah kasus DBDnya sedang. Ini menunjukkan wilayah dataran tinggi dengan aktivitas penduduk dan kasus DBD yang lebih rendah dari *cluster 1* dan *4*.
3. *Cluster 3* berisi Kabupaten/Kota memiliki nilai rata-rata tertinggi untuk kepadatan penduduk dengan rata-rata 9296,93 dan jumlah kasus DBD dengan rata-rata 91,75. Meskipun jumlah penduduk miskinnya rendah, kombinasi kepadatan penduduk yang sangat tinggi dan kasus DBD yang tertinggi menunjukkan *cluster* ini sebagai area yang paling rentan terhadap penyebaran DBD.
4. *Cluster 4* berisi Kabupaten/Kota memiliki nilai rata-rata tertinggi untuk curah hujan dengan rata-rata 3810,45 mm dan jumlah penduduk miskin 328,925, namun dengan ketinggian wilayah yang sangat rendah dengan rata-rata 97,94 mdpl. Jumlah kasus DBDnya juga tergolong rendah. Sehingga *cluster* ini memiliki tingkat DBD rendah.
5. *Cluster 5* terdiri dari Kabupaten/Kota yang memiliki kepadatan penduduk dengan rata-rata 10892,43 dan jumlah kasus DBD dengan rata-rata 70,66 yang sangat tinggi. Selain itu, curah hujannya juga tergolong tinggi. *Cluster* ini merupakan area berisiko tinggi dengan tekanan demografis dan iklim yang signifikan.
6. *Cluster 6* terdiri dari Kabupaten/Kota memiliki nilai rata-rata terendah untuk jumlah penduduk miskin dengan rata-rata 47,752. Kepadatan penduduk dan jumlah kasus DBD-nya berada di tingkat sedang. *Cluster* ini mewakili wilayah dengan kondisi ekonomi yang relatif baik, namun masih menghadapi risiko DBD yang sedang.

### 3. Kesimpulan

Dari pembahasan dapat disimpulkan bahwa *cluster* paling optimal adalah 6 *cluster* dengan metode *K-Means Clustering* dengan evaluasi metrik DBI, *Silhouette Score*, dan *Calinski-Harabasz Index* menunjukkan hal tersebut. Sedangkan hasil dari pengelompokan

*Self Organizing Maps* didapatkan bahwa Kabupaten/Kota yang rawan DBD di Jawa Barat terbagi menjadi 6 *cluster*. *Cluster 3* dan *cluster 5* teridentifikasi sebagai area dengan tingkat kerentanan tertinggi, ditandai oleh kombinasi berbahaya dari kepadatan penduduk yang sangat tinggi dengan rata-rata 9296 dan 10892 serta jumlah kasus DBD yang tinggi. Di sisi lain, *cluster 1* dan *cluster 4* mewakili wilayah dengan tingkat risiko DBD yang paling rendah. *Cluster 1* memiliki kondisi yang secara umum lebih ringan, sedangkan *cluster 4* memiliki curah hujan dan tingkat kemiskinan tertinggi, namun jumlah kasus DBD-nya rendah. Adapun *cluster 2* dan *cluster 6* mewakili risiko DBD yang sedang. *Cluster 2* adalah wilayah dataran tinggi dengan rata-rata 702 mdpl dengan risiko DBD sedang, sementara *cluster 6* memiliki kondisi ekonomi yang baik jumlah penduduk miskin terendah namun tetap menghadapi risiko DBD yang sedang. Hasil penelitian ini diharapkan mampu menjadi dasar bagi penargetan intervensi yang tepat sasaran dan perumusan kebijakan adaptif yang responsif terhadap perubahan. Selain itu, penelitian ini membuka peluang untuk pengembangan studi selanjutnya melalui penambahan variabel relevan, analisis temporal, atau penerapan model di wilayah lain guna memperoleh wawasan yang lebih komprehensif.

#### 4. Daftar Pustaka

- [1] V. Singgih, “Kematian akibat DBD melonjak tiga kali lipat - Mengapa pemerintah kelimpungan mengatasinya?,” BBC News Indonesia. [Online]. Available: <https://www.bbc.com/indonesia/articles/cwyxl7k3kvzo>
- [2] Y. I. Mahendra, A. E. Syaniah, R. Astari, T. Z. M. Sy, and W. Aulia, “Analisis Penyebab Demam Berdarah Dengue (DBD) Desa Bandar Klippa Kecamatan Percut Sei Tuan,” *J. Ilm. Univ. Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 3, p. 1732, 2022, doi: 10.33087/jiubj.v22i3.2790.
- [3] T. Triwahyuni, I. Husna, and M. Andesti, “Hubungan Curah Hujan dengan Kasus Demam Berdarah Dengue di Bandar Lampung 2016-2018,” *Arter. J. Ilmu Kesehat.*, vol. 1, no. 3, pp. 184–189, 2020, doi: 10.37148/arteri.v1i3.58.
- [4] H. V. Tamengkel, O. J. Sumampouw, and O. R. Pinontoan, “Ketinggian Tempat Dan Kejadian Demam Berdarah Dengue,” *Indones. J. Public Heal. Community Med.*, vol. 1, no. 1, pp. 12–18, 2020.
- [5] A. Ayuningtyas, “Analisis Hubungan Kepadatan Penduduk dengan Kejadian Demam Berdarah Dengue (DBD) di Provinsi Jawa Barat,” *J. Ilm. Permas J. Ilm. STIKES Kendal*, vol. 13, no. 2, pp. 419–426, 2023, doi: 10.32583/pskm.v13i2.772.
- [6] A. Ramayanti, B. Abapihi, and I. Yahya, “Pemodelan Jumlah Penderita Demam Berdarah Dengue (Dbd) Menggunakan Metode Generalized Poisson Regression Untuk Mengatasi Overdispersi,” *Pros. Semin. Nas. Sains dan Terap. VI*, vol. 6, no. April, pp. 17–22, 2022.
- [7] W. Lestari, “Clustering Data Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Means Untuk Menunjang Strategi Promosi (Studi Kasus : STMIK Bina Bangsa Kendari),” *Simkom*, vol. 4, no. 2, pp. 35–48, 2019, doi: 10.51717/simkom.v4i2.37.
- [8] A. Hidayat and R. N. Shofa, “Self Organizing Maps (SOM) Suatu Metode untuk Pengenalan Aksara Jawa,” *J. Siliwangi*, vol. 2, no. 1, pp. 64–70, 2016, [Online]. Available: <https://jurnal.unsil.ac.id/index.php/jssainstek/article/view/53/36>
- [9] R. Dwi Christyanti *et al.*, “Clustering Wilayah Kerawanan Stunting Menggunakan

Metode Self Organizing Map (SOM) Berbantu Matlab (Studi Kasus: Kabupaten Bulungan)," vol. 2, pp. 32–43, 2023, [Online]. Available: <http://journal.unikaltar.ac.id/index.php/JSB/index>

- [10] T. M. M. Tyas and A. I. Purnamasari, "Penerapan Algoritma K-means dalam Mengelompokkan Demam Berdarah Dengue Berdasarkan Kabupaten," *Blend Sains J. Tek.*, vol. 1, no. 4, pp. 277–283, Mar. 2023, doi: 10.5621/blendsains.v1i4.231.
- [11] L. R. Iyohu, Ismail Djakaria, and La Ode Nashar, "Perbandingan Metode K-Means Clustering dengan Self-Organizing Maps (SOM) untuk Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Data Potensi Desa," *J. Stat. dan Apl.*, vol. 7, no. 2, pp. 195–206, 2023, doi: 10.21009/jsa.07208.
- [12] S. Kapita and S. Abdullah, "Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Kohonen Self Organizing Map (K-Som) Pada Data Mutu Sekolah," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, pp. 56–61, 2020, doi: 10.33387/jiko.v3i1.1737.