

HASIL ANALISIS

Indeks Kerentanan Penyakit Demam Berdarah
Dengue (IK DBD) dengan Memanfaatkan Citra
Satelit Fusi, *Official Data*, dan *Machine*
Learning



Presented By

Tim YTTA

1. Anak Agung Gede Rai Bhaskara Darmawan Pemayun
2. Deanty Fatihatul Magfirah
3. Rizqi Annisa Zen

A. PENDAHULUAN

Perubahan iklim merupakan fenomena global yang semakin nyata dirasakan di berbagai belahan dunia. Menurut PBB, perubahan iklim mengacu pada perubahan atau pergeseran jangka panjang dalam suhu dan pola cuaca. Mulanya, pergeseran ini terjadi secara alami, seperti melalui variasi dari siklus matahari. Namun demikian, saat ini, aktivitas dan interaksi manusia telah menjadi faktor pendukung dalam perubahan iklim secara ekstrem (Chandra & Mukherjee, 2021).

Perubahan iklim memiliki sejumlah dampak, seperti menurunnya kemampuan untuk menanam pangan, kesulitan pada sektor perumahan, keselamatan dan pekerjaan, hingga perubahan iklim mampu mempengaruhi kesehatan manusia (Susilawati, 2021). Dalam aspek kesehatan, perubahan iklim dapat meningkatkan risiko terhadap maraknya penyebaran penyakit menular. Salah satu penyakit menular tersebut adalah penyakit demam berdarah *dengue* (DBD) yang menular melalui vektor/media tertentu.

Perubahan dan perkembangan pola hidup manusia yang didukung kemudahan mobilitas antarwilayah telah meningkatkan penyebaran virus penyakit DBD secara signifikan (Pakaya et al., 2023). DBD merupakan penyakit menular yang disebabkan oleh virus *dengue* yang ditularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* (Soedarto, 2018). Menurut World Health Organization atau WHO (2024), setengah dari populasi dunia kini berisiko terkena virus *dengue* dengan perkiraan 100 - 400 juta infeksi setiap tahun. Sejalan dengan hal tersebut, penyakit DBD masih menjadi salah satu masalah utama dari kesehatan masyarakat di Indonesia (Kusumawardani & Achmadi, 2012). Pada tahun 2010, Indonesia pernah berada pada urutan kedua dengan jumlah kasus DBD terbanyak di Asia (Bhatt et al., 2013). Disamping itu, Kementerian Kesehatan RI (2021) melaporkan bahwa lebih dari 80% kabupaten/kota di setiap provinsinya terindikasi penyakit DBD.

Penyebaran virus *dengue* dipengaruhi oleh populasi dari vektor/media *dengue*. Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa kondisi iklim, suhu, curah hujan, kelembaban dapat menjadi faktor yang mempengaruhi perkembangbiakan vektor *dengue* (Fareed et al., 2016; Scott et al., 2000; Soedarto, 2012; Sutriyawan et al., 2024). Nyamuk sebagai vektor *dengue* sangat sensitif terhadap kondisi meteorologi dan iklim karena secara langsung dapat mempengaruhi pola distribusinya dan keberadaan tempat tinggalnya (Fareed et al., 2016, Chandra & Mukherjee, 2021). Curah hujan yang tinggi, misalnya, akan menyediakan tempat bagi nyamuk untuk berkembang biak. Di sisi lain, suhu yang lebih tinggi mempercepat siklus hidup nyamuk yang memungkinkan nyamuk berkembang biak lebih cepat. Ketika suhu dan curah hujan tinggi terjadi bersamaan, akan terjadi peningkatan kelembaban, yang pada akhirnya meningkatkan aktivitas makan, kelangsungan hidup, dan perkembangbiakan nyamuk penyebab DBD (Scott et al., 2000).

Berbagai negara kemudian turut serta berinisiatif dalam menanggulangi penyebaran nyamuk yang berbahaya bagi kehidupan manusia. *World Mosquito Program* (WMP) merupakan program yang diusung oleh WHO dan bertujuan untuk melindungi penduduk dunia dari penyakit yang ditularkan oleh nyamuk, salah satunya yaitu DBD. WMP mendukung secara luas *Sustainable Development Goals* (SDGs) pada beberapa poin, seperti tersedianya

air bersih dan sanitasi (SDGs ke-6), pembangunan kota dan pemukiman berkelanjutan (SDGs ke-11), penanganan perubahan iklim (SDGs ke-13), hingga menuju kehidupan yang sehat dan sejahtera (SDGs ke-3). Dalam program ini, diharapkan tercetusnya ide-ide baru yang mampu mendukung pengendalian nyamuk yang inovatif dan berkelanjutan.

Pada era digital ini, pemanfaatan kecerdasan buatan (*artificial intelligence/AI*) terus berkembang dan bermanfaat sebagai salah satu metode inovatif penyelesaian masalah dalam berbagai aspek kehidupan. AI adalah cabang ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan sistem dan melibatkan penerapan algoritma serta model matematika yang memungkinkan komputer dan sistem lain untuk mempelajari data, mengenali pola, dan membuat keputusan secara cerdas. AI terbagi dalam beberapa jenis, seperti *machine learning* (pembelajaran mesin), *neural networks* (jaringan saraf), hingga *natural language processing* (pemrosesan bahasa alami).

Dalam kaitannya dengan kasus penyakit DBD, AI dapat menjadi inovasi baru dalam upaya pencegahan dan penanggulangan DBD. Hemenway (2023) menuturkan bahwa AI dapat digunakan untuk mengidentifikasi dan memetakan habitat nyamuk yang berpotensi dalam penyebaran DBD. Pembangunan model prediktif dapat dilakukan untuk mengantisipasi wabah sebelum terjadi, yang memungkinkan respons yang lebih cepat dan efektif. Hal ini dapat dilakukan sebagai salah satu upaya untuk mengurangi dampak infeksi virus *dengue* di masyarakat.

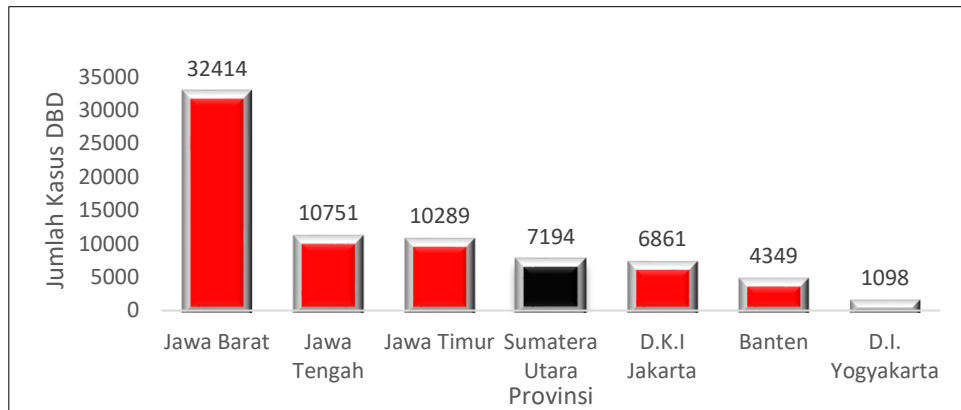
Peningkatan akan ketahanan atau pengurangan kerentanan penyakit DBD juga dapat menjadi upaya mengurangi dampak infeksi virus *dengue* di semua tingkatan (Hagenlocher et al., 2013; Hanifah Septiani et al., 2021). Oleh karena itu, penting untuk mengukur tingkat kerentanan infeksi DBD di setiap wilayah sebagai upaya estimasi kewaspadaan pemerintah dan masyarakat terhadap DBD. Namun demikian, pengukuran tingkat kerentanan terhadap DBD saat ini masih jarang dilakukan, terlebih di wilayah Indonesia. Dengan demikian, inovasi yang ditawarkan adalah melakukan pembangunan indeks untuk melihat kerentanan penyakit demam berdarah *dengue* (IK DBD) pada suatu wilayah. Sejumlah faktor keterpaparan (*exposure*) yang terkait dengan kondisi lingkungan dan masyarakat, seperti iklim, suhu, kelembaban, migrasi, serta kepadatan penduduk digunakan sebagai penyusun indeks. Algoritma *machine learning* berupa *clustering* digunakan untuk mengidentifikasi klaster atau kumpulan nilai yang memiliki pola tertentu pada faktor keterpaparan yang digunakan.

Sebagai pusat populasi dan kegiatan ekonomi di Indonesia, Pulau Jawa menghadapi risiko DBD yang bervariasi akibat faktor-faktor lingkungan seperti curah hujan, suhu, dan kelembaban yang mempengaruhi habitat nyamuk *Aedes aegypti*. Oleh karena itu, pada pembangunan indeks kerentanan DBD ini Pulau Jawa dipilih sebagai lokus analisis. Hal ini didasarkan pada kepadatan penduduk yang tinggi dan keragaman lingkungan yang signifikan yang membuat pulau ini menjadi representasi ideal untuk studi kerentanan sehingga diharapkan dapat mengidentifikasi dan memitigasi risiko DBD secara lebih efektif.

B. METODE ANALISIS

RUANG LINGKUP

Wilayah studi yang dipilidigunakanh adalah Pulau Jawa, terdiri dari 119 kabupaten/kota. Periode tahun yang digunakan adalah tahun 2020 hingga 2023. Pulau Jawa dipilih sebagai area studi karena berperan sebagai wilayah pusat perekonomian Indonesia dan didukung dengan jumlah kasus DBD tertinggi setiap tahunnya. Salah satunya pada tahun 2022 jumlah kasus DBD setiap provinsi digambarkan sebagai berikut.



Gambar 11. Jumlah Kasus DBD Tahun 2022
Sumber: Kementerian Kesehatan (diolah)

DATA DAN METODE

Data yang digunakan terbagi menjadi 2 sumber yaitu data citra satelit yang diakses melalui *platform* Google Earth Engine (GEE) dan data *official* yang bersumber dari Kementerian Kesehatan, Badan Pusat Statistik (BPS), dan Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG). Uraian data tersaji pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Sumber Data	Referensi
Jumlah Kasus DBD	Kemenkes RI	Kemenkes RI (2023)
Kepadatan penduduk		
Persentase Penduduk Miskin	BPS RI	Hanifah Septiani et al. (2021)
Rasio Dokter		
NDBI (<i>Normalized Difference Built-up Index</i>)		
NDVI (<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>)	Citra Satelit Sentinel-2	
NDWI (<i>Normalized Difference Water Index</i>)		Pakaya et al. (2023)
Suhu		
Kelembaban	BMKG	
Curah Hujan		

CO ₂ (Karbon Dioksida)	Citra Satelit Sentinel-5P	Wijayanti & Widyanto (2015)
CO (Karbon Monoksida)		Norkamilawati et al. (2021)

Tahapan dan metode yang digunakan dalam pengolahan data adalah sebagai berikut.

1. Pengumpulan dan *preprocessing* data.

Setelah data dikumpulkan dari berbagai sumber data, beberapa jenis data perlu melewati proses *preprocessing* terlebih dahulu. Data citra satelit, contohnya, melewati proses *preprocessing* berupa *date selection* (pemilihan rentang tanggal pengambilan citra), *cloud masking* (penghapusan citra awan), *median reducing*, dan *band compositing* untuk memperoleh hasil citra terbaik yang berkualitas dan bebas awan.

Nilai statistik dari hasil *band compositing* untuk variabel NDBI, NDVI, dan NDWI serta nilai statistik dari variabel CO₂, CO dihitung dengan menggunakan teknik *zonal statistics*. *Zonal statistics* melakukan pemotongan pada suatu wilayah administratif atau ukuran tertentu yang kemudian diekstraksi menjadi satu nilai. Metode *zonal statistics* yang digunakan adalah nilai median untuk mengantisipasi adanya *noise* pada data. Analisis deskriptif pada nilai setiap variabel dilakukan untuk menemukan karakteristik dan distribusi/pola dari data yang digunakan. Berikut rumus untuk memperoleh indeks NDBI, NDVI, dan NDWI.

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}, \quad NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}, \quad NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR}$$

2. Penghitungan indeks kerentanan DBD (IK DBD) dan Klasifikasi Nilai Indeks

Indeks Kerentanan DBD (IK DBD) dihitung dengan mengalikan nilai variabel dengan pembobot yang digunakan. Pembobot dihitung dengan menggunakan metode multivariat yaitu *Principal Component Analysis* (PCA). Adapun rumus dari penghitungan nilai IK DBD adalah sebagai berikut:

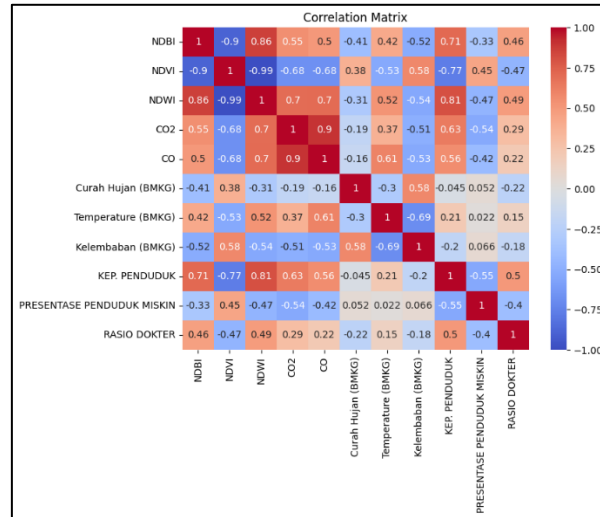
$$IK\ DBD = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

Metode *machine learning* yaitu *clustering* dilakukan pada nilai indeks IK DBD yang telah dihitung. Hal ini dimaksudkan untuk mengelompokkan wilayah ke dalam beberapa kategori risiko berdasarkan kesamaan karakteristik lingkungan dan epidemiologi yang telah dianalisis. Metode *clustering* yang digunakan adalah metode *k-means clustering*. Untuk *k-means clustering*, penentuan nilai *k* yang optimal dilakukan dengan menggunakan sejumlah metode yaitu *elbow method* dan *silhouette index*. Setelah klaster-klaster terbentuk, setiap klaster akan diberi label tertentu berdasarkan karakteristik variabel pada masing-masing klaster.

C. PEMBAHASAN

Dalam menyusun indeks kerentanan DBD dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA), tahap pertama yang dilakukan adalah membentuk matriks korelasi antar

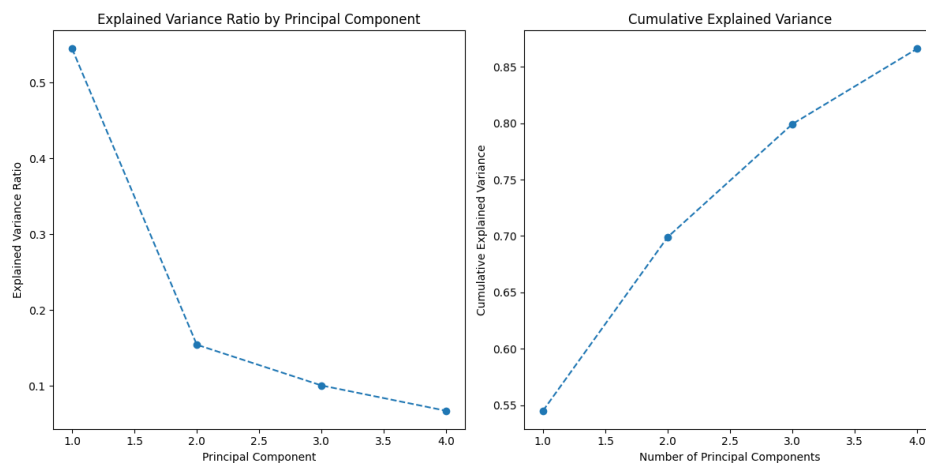
variabel untuk mengetahui ada tidaknya korelasi antar variabel yang digunakan. PCA akan lebih bermanfaat ketika terdapat korelasi antar variabel, karena korelasi yang tinggi memungkinkan PCA untuk menggabungkan informasi dari beberapa variabel menjadi komponen utama yang lebih sedikit tetapi tetap representatif. Korelasi antar variabel ditampilkan pada Gambar 2 berikut.



Gambar 22. Korelasi Antar Variabel

Dari Gambar 2. terlihat bahwa terdapat beberapa variabel yang memiliki korelasi yang kuat ($\geq 0,61$), contohnya adalah indeks NDVI dan NDBI, NDWI dan NDBI, NDVI dan NDWI, NDBI dan kepadatan penduduk, temperatur dan kelembapan, CO2 dan NDWI, serta CO dan NDWI.

Penentuan jumlah komponen utama dilakukan dengan melihat nilai persentase variansi yang dijelaskan oleh masing-masing komponen utama melalui plot dari kumulatif serta *eigen value* yang dihasilkan oleh masing-masing komponen utama.



Gambar 33. Varians yang dijelaskan dan varians kumulatif berdasarkan komponen utama n

Gambar 3 menunjukkan komponen utama yang terbentuk. Pada penelitian ini dibentuk empat komponen utama. Akan tetapi, berdasarkan nilai varians kumulatif, 3 komponen utama pertama yang terbentuk sudah menunjukkan angka 0,80. Artinya, komponen utama dengan $n=3$ telah mampu menjelaskan keragaman sebesar 80%. Selain itu, apabila ditinjau nilai *eigen* seperti yang tertera pada Tabel 2, komponen utama 4 memiliki nilai

eigen kurang dari 1. Menurut kriteria Kaiser, hanya komponen dengan nilai *eigen* lebih dari 1 yang dipertahankan. Hal ini karena nilai *eigen* mewakili jumlah variansi yang dijelaskan masing-masing komponen utama. Nilai *eigen* yang lebih dari 1 menunjukkan komponen utama tersebut menjelaskan lebih banyak variansi daripada satu variabel asli karena variansi standar dari setiap variabel yang telah dinormalisasi adalah 1. Oleh karena itu, diputuskan untuk menggunakan komponen utama sebanyak 3 komponen.

Tabel 2. Rangkuman Hasil PCA

	PC1	PC2	PC3	PC4
Rasio Varians	0,545	0,1541	0,1003	0,0668
Varians Kumulatif	0,545	0,7000	0,8000	0,8700
Eigen Value	6,011	1,6998	1,1062	0,7374

Selanjutnya, komponen utama dikombinasikan untuk membentuk indeks kerentanan. Pada analisis ini, indeks yang dibentuk berupa kombinasi linier dari komponen utama yang dipilih. Untuk membentuk nilai indeks, diperlukan bobot untuk setiap variabel yang digunakan. Bobot ini dihitung dengan menjumlahkan hasil perkalian antara *loading* dari masing-masing komponen utama dengan nilai rasio varians (*eigen value*). Selanjutnya dilakukan penjumlahan antara hasil perkalian antara bobot dan nilai dari setiap variabel. Berikut adalah nilai *loading* variabel dari setiap komponen utama.

Tabel 3. Nilai *loading* variabel pada setiap komponen utama

	PC1	PC2	PC3
NDBI	0,349367	0,002021	0,256688
NDVI	-0,38924	0,009475	-0,097351
NDWI	0,389352	-0,058961	0,049677
CO2	0,333452	-0,093027	-0,368748
CO	0,329817	0,033351	-0,487905
Curah Hujan (BMKG)	-0,16607	-0,4145	-0,491037
Temperature (BMKG)	0,24315	0,44424	-0,221645
Kelembaban (BMKG)	-0,270055	-0,483341	0,009046
Kepadatan Penduduk	0,319971	-0,355885	0,030788
Persentase Penduduk Miskin	-0,215238	0,44885	0,033381
Rasio Dokter	0,215711	-0,236148	0,505719

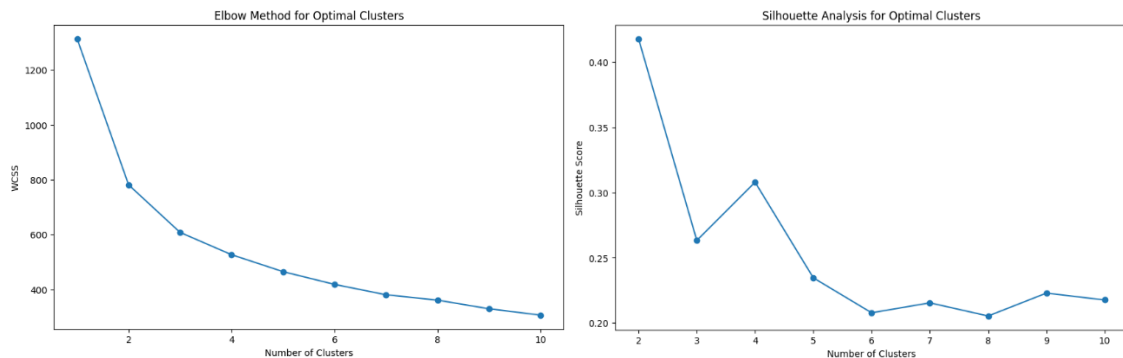
Berdasarkan Tabel 3, diberi contoh formula untuk mendapatkan bobot (*w*) pada masing-masing variabel.

$$w_{NDBI} = (0,349 \times 0,545) + (0,002 \times 0,154) + (0,257 \times 0,1003)$$

Dengan demikian, formulasi dari indeks kerentanan DBD adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} IK\ DBD = & (0,216 \times NDBI) + (-0,220 \times NDVI) + (0,208 \times NDWI) + (0,1304 \times CO2) \\ & + (0,136 \times CO) + (-0,204 \times Curah\ Hujan) + (0,179 \times Temperature) \\ & + (-0,221 \times Kelembaban) + (-0,123 \times Kepadatan\ Penduduk) \\ & + (-0,045 \times Penduduk\ Miskin) + (0,132 \times Rasio\ Dokter) \end{aligned}$$

Selanjutnya, dilakukan pengklasteran nilai indeks yang telah diperoleh. Digunakan metode *k-means* untuk membagi kelompok sebanyak *k* yang ditentukan melalui metode *elbow*. Selanjutnya, dilakukan evaluasi pengklasteran menggunakan *silhouette analysis*. Nilai *k* membentuk pusat kelompok atau klaster bersifat imajiner secara berulang untuk memperoleh titik data dan pusat klaster dengan jarak minimum. Penentuan jumlah klaster yang optimal divisualisasikan pada Gambar 4 Berikut.



Gambar 44. Visualisasi *Elbow Method* dan *Silhouette Analysis*

Berdasarkan *elbow method* yang ditunjukkan pada Gambar 4, nilai *Within Cluster Sum of Squares* (WCSS) terlihat mulai melandai pada klaster 3 yang berarti bahwa WCSS bernilai rendah sehingga titik sebuah data dekat dengan pusatnya dan pengelompokan yang terjadi akan lebih baik. Pada analisis *Silhouette*, skor *silhouette* pada klaster 2 dan 4 mendekati skor 1 daripada skor *silhouette* klaster lainnya. Oleh karena itu, dalam penelitian ini diputuskan membentuk menjadi tiga klaster. Hasil pengklasteran ditunjukkan dalam tabel sebagai berikut.

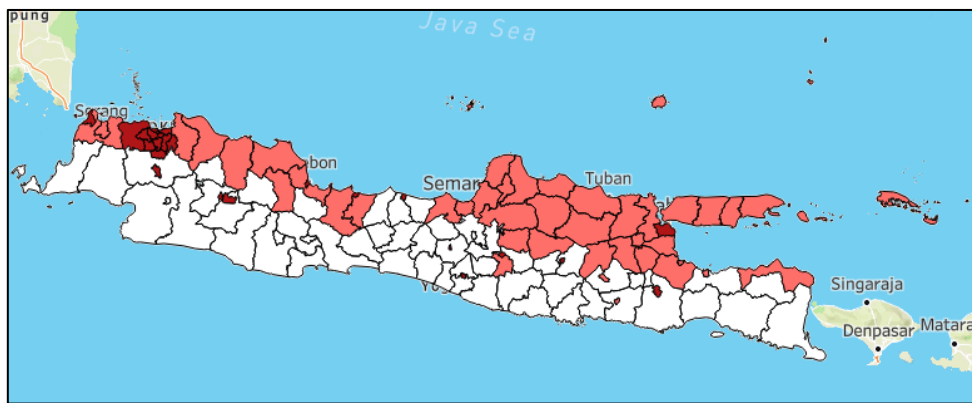
Tabel 4. Hasil Klastering

Klaster	Level	Range	Centroid
Klaster 1	Sedang	0,27-0,56	0,39546
Klaster 2	Rendah	0,00-0,30	0,16109
Klaster 3	Tinggi	0,42-1,00	0,65143

Indeks yang telah dibentuk pada setiap wilayah kabupaten/kota di Pulau Jawa terbagi menjadi tiga kelompok, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Klaster berkategori rendah memiliki range nilai 0,00 hingga 0,30. Klaster berkategori sedang memiliki range nilai 0,27 hingga 0,56. Klaster berkategori rendah memiliki range nilai 0,42 hingga 1,00. Terjadinya tumpang tindih nilai ini diakibatkan adanya perbedaan yang cukup jauh pada presentase penduduk miskin suatu wilayah sebagai salah satu penyusun indeks. Wilayah dengan presentase penduduk miskin tinggi berada pada klaster berkategori rendah dan sedang. Sedangkan presentase penduduk miskin rendah pada klaster berkategori tinggi. Wilayah yang termasuk dalam kategori nilai indeks DBD tinggi didominasi berada pada wilayah kota di Provinsi DKI Jakarta dan sekitarnya, seperti Kota Bekasi, Kota Tangerang dan Kota Tangerang Selatan.



Gambar 55. Sebaran Kasus DBD Tahun 2022
Sumber: Kementerian Kesehatan RI



Gambar 66. Sebaran Indeks Kerentanan DBD di Pulau Jawa

Gambar 5 dan Gambar 6 menggambarkan perbandingan dari jumlah kasus DBD tahun 2022 di Pulau Jawa per Kabupaten/Kota dengan indeks kerentanan DBD di setiap kabupaten/kota di Pulau Jawa. Nilai yang semakin besar ditandai dengan warna semakin merah dan sebaliknya dengan nilai semakin rendah semakin putih. Kategori nilai dibagi menjadi tiga, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Berdasarkan data jumlah kasus DBD pada tahun 2022, diperoleh jumlah kasus DBD pada Kota Bandung mencapai 5205 kasus. Indeks kerentanan DBD pada Kota Bandung termasuk dalam kategori tinggi dengan nilai indeks 0,54. Begitu juga dengan Kota Bekasi sebagai sub-urban Jakarta dengan kasus DBD tahun 2022 mencapai 2442 kasus dengan indeks kerentanan DBD 0,735. Selain itu, pada wilayah dengan jumlah kasus DBD terendah pada kab. Temanggung Jawa Tengah sebesar 29 kasus DBD memiliki indeks kerentanan DBD sebesar 0,083 yang termasuk dalam kategori indeks dengan kerentanan DBD rendah. Hasil analisis juga ditampilkan dalam bentuk dashboard yang tertera pada halaman lampiran.

D. KESIMPULAN

Secara umum, variabel yang digunakan, yaitu NDBI, NDVI, NDWI, CO₂, CO, curah hujan, temperatur, kelembaban, kepadatan penduduk, persentase penduduk miskin, dan rasio dokter memiliki korelasi yang kuat. Hal ini mengindikasikan bahwa analisis komponen

utama dapat lebih bermanfaat untuk digunakan dalam membangun indeks kerentanan DBD. Setiap kabupaten/kota di Pulau Jawa memiliki indeks kerentanan DBD berbeda-beda. Dalam penelitian ini terbagi menjadi tiga kategori atau level indeks kerentanan DBD, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Indeks kerentanan DBD tinggi didominasi pada daerah DKI Jakarta dan wilayah sekitarnya. Setiap kabupaten/kota menghasilkan nilai indeks kerentanan DBD yang berbeda sesuai dengan kondisi lingkungan, ekonomi, dan sosial di wilayahnya masing-masing. IK DBD yang dibentuk menjadi gambaran wilayah yang rentan terjadinya penyebaran penyakit DBD di Pulau Jawa sehingga perlu ditinjau kembali oleh masyarakat dan pemerintah untuk pengendalian penyebaran DBD lebih lanjut secara optimal. Selanjutnya, berdasarkan hasil analisis yang telah dipaparkan, dapat dilakukan pengembangan dalam pembangunan indeks kerentanan DBD untuk seluruh wilayah di Indonesia dengan memahami karakteristik dari masing-masing wilayah dan mengacu pada ketersediaan data yang ada.

REFERENSI

- Bhatt, S., Gething, P. W., Brady, O. J., Messina, J. P. (2013). The global distribution and burden of dengue. *Nature*, 496(7446), 504–507. <https://doi.org/10.1038/nature12060>
- Chandra, G., & Mukherjee, D. (2021). Effect of climate change on mosquito population and changing pattern of some diseases transmitted by them. In *Advances in Animal Experimentation and Modeling: Understanding Life Phenomena*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-90583-1.00030-1>
- Fareed, N., Ghaffar, A., & Malik, T. (2016). Spatio-Temporal Extension and Spatial Analyses of Dengue. *Climate*, 4(2), 23. <https://doi.org/10.3390/cli4020023>
- Hanifah Septiani, N., Raja, J., & Sitorus, H. (2021). Penyusunan Indeks Kerawanan Sosial Demam Berdarah Dengue Indonesia Tahun 2019. *Seminar National Official Statistics*.
- Hemenway, J. (2023, April 21). *Using Artificial Intelligence to Fight Dengue*. <https://www.unicefusa.org/stories/using-artificial-intelligence-fight-dengue>.
- Kementerian Kesehatan RI. (2021). *Strategi Nasional Penanggulangan Dengue 2021-2025*.
- Kusumawardani, E., & Achmadi, U. F. (2012). Demam Berdarah Dengue di Perdesaan. *Kesmas: National Public Health Journal*, 7(3), 120. <https://doi.org/10.21109/kesmas.v7i3.58>
- Pakaya, R., Daniel, D., Widayani, P., & Utarini, A. (2023). Spatial model of Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) risk: scoping review. *BMC Public Health*, 23(1). <https://doi.org/10.1186/s12889-023-17185-3>
- Scott, T. W., Amerasinghe, P. H., Morrison, A. C., (2000). Longitudinal Studies of *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae). *Journal of Medical Entomology*, 37(1), 89–101. <https://doi.org/10.1603/0022-2585-37.1.89>
- Soedarto. (2018). *Demam Berdarah Dengue* (Universitas Airlangga, Ed.; 2nd ed.).
- Susilawati. (2021). Dampak Perubahan Iklim terhadap Kesehatan. *Electronic Journal Scientific of Environmental Health And Diseases (e-SEHAD)*, 2(1), 1–81.

LAMPIRAN

Dashboard link

<https://ai-datathon-ytta2024.streamlit.app/>