RESEARCH ARTICLE • OPEN ACCESS

# Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) pada Angka Kesakitan DBD Di Nusa Tenggara Barat Tahun 2019-2023

Muliana Susilawati, Siti Hariati Hastuti

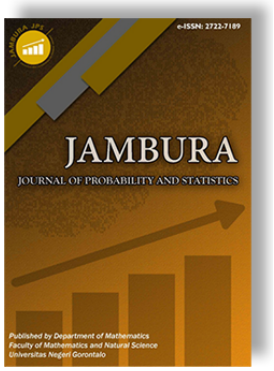
**Volume 7, Issue 2, Pages 35–43, November 2026**

*Received 01 March 2026, Revised 30 August 2026, Accepted 30 October 2026, Published Online 30 November 2026*

**To Cite this Article :** M. Susilawati, S. H. Hastuti,“ Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) pada Angka Kesakitan DBD Di Nusa Tenggara Barat Tahun 2019-2023 ”, *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 7, no. 2, pp. 35–43, 2026, *https://doi.org/10.34312/jjps.v7i2.37603*

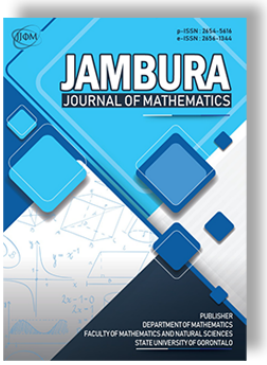
© 2026 by author(s)

## JOURNAL INFO • JAMBURA JOURNAL OF PROBABILITY AND STATISTICS




| | | |
|---|---|---|
| Homepage | : | https://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jps/index |
| Journal Abbreviation | : | Jambura J. Probab. Stat. |
| Frequency | : | Biannual (May and November) |
| Publication Language | : | English (preferable), Indonesia |
| DOI | : | https://doi.org/10.34312/jjps |
| Online ISSN | : | 2722-7189 |
| Editor-in-Chief | : | Ismail Djakaria |
| Publisher | : | Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo |
| Country | : | Indonesia |
| OAI Address | : | http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jps/oai |
| Google Scholar ID | : | kWdujzMAAAAJ |
| Email | : | redaksi.jjps@ung.ac.id |

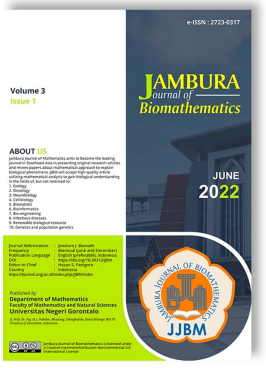
## JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



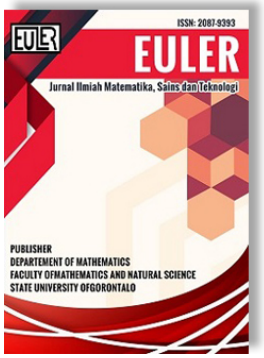

Jambura Journal of Mathematics




Jambura Journal of Mathematics Education




Jambura Journal of Biomathematics




EULER : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains, dan Teknologi

**Jambura Journal of Probability and Statistics**, Volume 7, Issue 2, Pages 35–43, November 2026 https://doi.org/10.34312/jjps.v7i2.37603

Research Article

Check for updates

# Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) pada Angka Kesakitan Dbd Di Nusa Tenggara Barat Tahun 2019-2023

**Muliana Susilawati1**[1], **Siti Hariati Hastuti** [2*]

[1,2] *Program Studi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Hamzanwadi*

**ARTICLE HISTORY**
Received 01 March 2026
Revised 30 August 2026
Accepted 30 October 2026
Published 30 November 2026

**KATA KUNCI**
DBD, Data Panel, Heterogenitas Spasial, *Fixed Gaussian Kernel*, *Fixed Tricube Kernel*, GWPR.

**KEYWORDS**
DHF, Panel Data, *Spatial Heterogeneity*, *Fixed Gaussian Kernel*, *Fixed Tricube Kernel*, GWPR.

**ABSTRAK.** *Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan salah satu penyakit endemik yang disebabkan virus Dengue melalui gigitan nyamuk aedes aegypti. Jumlah kasus DBD di Indonesia terus mengalami peningkatan dari tahun ke tahun. Salah satu provinsi dengan jumlah kasus tertinggi di Indonesia adalah Nusa Tenggara Barat (NTB) yang menempati urutan ke-11 dengan jumlah kasus sebanyak 3.458 pada tahun 2023. Penyebaran kasus DBD umumnya berbeda-beda di setiap daerah, hal ini disebabkan karena adanya heterogenitas spasial atau perbedaan karakteristik antar wilayah. Kondisi ini menunjukkan perlunya analisis terhadap faktor-faktor yang memengaruhi angka kesakitan DBD dengan pendekatan yang mampu menangkap keragaman antar wilayah tersebut. Oleh karena itu penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi angka kesakitan DBD di NTB dari tahun 2019-2023 menggunakan pendekatan Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) dengan membandingkan fungsi pembobot fixed gaussian kernel dan fixed tricube kernel. Berdasarkan nilai AIC, model GWPR dengan fixed gaussian kernel merupakan model terbaik karena memiliki nilai AIC lebih kecil dibandingkan CEM dan GWPR dengan fixed tricube kernel yakni sebesar 516,49. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat heterogenitas spasial dalam hubungan antara variabel-variabel tersebut dengan angka kesakitan DBD. Selain itu, peta signifikansi juga menunjukkan bahwa Pulau Lombok memiliki pola pengaruh variabel yang relatif seragam, sedangkan Pulau Sumbawa menunjukkan variasi pengaruh yang lebih beragam antar wilayah.*

**ABSTRACT.** *Dengue Fever (DF) is an endemic disease caused by the dengue virus through the bite of the Aedes aegypti mosquito. The number of DF cases in Indonesia continues to rise year after year. One of the provinces with the highest number of cases in Indonesia is West Nusa Tenggara (NTB), which ranked 11th with 3,458 cases in 2023. The distribution of DF cases generally varies across regions, due to spatial heterogeneity or differences in characteristics between areas. This situation highlights the need for an analysis of the factors influencing DF incidence rates using an approach capable of capturing this regional diversity. Therefore, this study aims to analyze the factors influencing dengue fever incidence rates in NTB from 2019 to 2023 using the Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) approach, comparing the fixed Gaussian kernel and fixed tricube kernel weighting functions. Based on the AIC value, the GWPR model with a fixed Gaussian kernel is the best model because it has a smaller AIC value compared to CEM and GWPR with a fixed tricube kernel, namely 516.49. The results indicate that there is spatial heterogeneity in the relationship between these variables and dengue fever incidence rates. In addition, the significance map also shows that Lombok Island exhibits a relatively uniform pattern of variable influence, whereas Sumbawa Island shows more varied influence across regions.*

*This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonComercial 4.0 International License.* *Editorial of JJPS: Department of Statistics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.*

## 1. Pendahuluan

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) merupakan salah satu penyakit endemik yang disebabkan virus *Dengue* melalui gigitan nyamuk *aedes aegypti.* DBD biasanya ditandai dengan terjadinya demam tinggi mendadak disertai manifestasi, pendarahan, dan berpotensi menimbulkan rejatan dan kematian [1]. Berdasarkan catatan [2], pada tahun 2023 di Indonesia, terdapat 114.720 kasus DBD dengan 894 kematian. Daerah dengan jumlah kasus tertinggi berada di Provinsi Jawa Barat dengan total kasus sebanyak 19.328 kasus, diikuti oleh Jawa Timur, Kalimantan Barat, Bali, Jawa Tengah, Kalimantan Timur, Kalimantan Tengah, Sumatera Utara, Banten, DKI Jakarta, dan Nusa Tenggara Barat (NTB). Data ini menunjukkan bahwa kasus DBD tidak hanya terjadi di daerah yang memiliki tingkat kepadatan penduduk yang tinggi tetapi juga terjadi di wilayah kepulauan seperti NTB. NTB sendiri berada di urutan ke-11 dengan jumlah kasus DBD sebanyak 3.458 [2].

Tingginya jumlah kasus DBD menunjukkan pentingnya pemahaman terhadap penyebaran penyakit ini. Menurut [2], terdapat 2 indikator penting yang bisa digunakan memantau kondisi penyebaran penyakit di suatu wilayah, yakni angka kesakitan dan angka kematian akibat DBD. Angka kesakitan DBD merupakan ukuran yang menunjukkan tingkat penyebaran penyakit

* Corresponding Author.

Email : *siti.hariatih@hamzanwadi.ac.id* (S. H. Hastuti)
Homepage : https://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jps/index / E-ISSN : 2722-7189
© 2026 by the Author(s).

DBD dalam suatu populasi pada periode waktu tertentu dan biasanya dihitung per 100.000 penduduk. Sedangkan angka kematian akibat DBD merupakan persentase dari total kasus DBD yang berakhir dengan kematian.

Kasus DBD sendiri dipengaruhi oleh berbagai macam faktor seperti faktor lingkungan dan perilaku hidup bersih dan sehat [3]. Banyaknya genangan air dan tumpukan sampah yang tidak terurus bisa menjadi sarang untuk perkembangan nyamuk [4]. Selain itu, kepadatan penduduk, persentase penduduk miskin dan jumlah tenaga kesehatan juga berpengaruh terhadap kasus DBD [5]. Kemudahan akses terhadap sanitasi layak dan sumber air minum bersih juga menjadi faktor yang berpengaruh terhadap kejadian DBD [6].

Meskipun faktor-faktor penyebab DBD tersebut telah banyak dibuktikan dalam berbagai penelitian, akan tetapi pengaruhnya tidak selalu bersifat seragam di setiap daerah. Penyebaran kasus DBD di setiap daerah memiliki pola yang berbeda-beda, hal ini disebabkan karena adanya heterogenitas spasial atau perbedaan karakteristik antar wilayah [7, 8]. Kondisi ini menyebabkan dibutuhkannya analisis yang mampu mengakomodasi pola spasial yang ada. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan dalam kondisi ini adalah analisis regresi spasial. Analisis regresi spasial merupakan analisis regresi yang dilakukan untuk memodelkan hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen dengan mempertimbangkan pengaruh atau efek spasial [9].

Salah satu metode analisis regresi spasial yang digunakan untuk menangkap keragaman antar wilayah adalah *Geographically Weighted Regression* (GWR). GWR merupakan metode yang memungkinkan adanya estimasi parameter untuk setiap lokasi amatan bukan hanya satu nilai yang mewakili seluruh wilayah [10]. GWR umumnya digunakan untuk data yang diamati dari banyak lokasi pada satu waktu (*Cross-section*) [11]. Namun, data yang akan digunakan dalam penelitian ini merupakan data panel yakni terdiri dari data *Cross-section* dan *Time-series* sehingga metode analisis yang digunakan adalah *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR). GWPR merupakan metode pengembangan dengan menggabungkan GWR dan data panel dimana pengamatan terhadap unit amatan tidak dilakukan dalam satu waktu tertentu saja, tetapi perlu juga mengamati unit tersebut pada berbagai periode waktu [12]. Dengan demikian, GWPR tidak hanya menangkap perbedaan karakteristik antar lokasi, tetapi juga perubahan pola hubungan tersebut sepanjang periode pengamatan.

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan metode GWPR di antaranya penelitian yang dilakukan oleh [12], pada Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Jawa Timur dengan membandingkan fungsi pembobot *Kernel Fixed Gaussian* dan *Kernel Fixed Bisquare*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik yang terbentuk menggunakan fungsi pembobot *Kernel Fixed Gaussian* dengan nilai AIC sebesar 336,88. Selain itu penelitian yang dilakukan oleh [13], pada IPM di Sumatera Barat dengan membandingkan fungsi pembobot *Kernel Fixed Gaussian*, *Kernel Fixed Bisquare,* dan *Kernel Fixed Exponential.* Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik yang terbentuk menggunakan fungsi pembobot *Kernel Fixed Exponential* dengan nilai $R^2$ sebesar 99,9%. Kedua penelitian ini memiliki karakteristik wilayah yang relatif terpusat pada satu pulau utama. Di Jawa Timur, sebagian besar kabupaten/kota berada di Pulau Jawa, meskipun terdapat beberapa wilayah yang berada di Pulau Madura. Demikian pula di Sumatera Barat, mayoritas kabupaten/kota terletak di Pulau Sumatera, walaupun terdapat beberapa wilayah yang berada di luar pulau utama, seperti Kepulauan Mentawai.

Sejalan dengan kedua penelitian tersebut, studi lain yang memodelkan regresi spasial berbobot geografis dengan membandingkan beberapa fungsi *kernel* juga dilakukan oleh [14] pada kasus stunting di Lombok Timur dengan menggunakan metode *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR). Penelitian tersebut mengevaluasi tiga fungsi *kernel*, yaitu *Kernel Fixed Gaussian*, *Kernel Adaptive Gaussian*, dan *Kernel Adaptive Bisquare*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik diperoleh menggunakan fungsi pembobot *Kernel Adaptive Gaussian* dengan nilai AICc terkecil sebesar 28. Perbedaan pemilihan fungsi *kernel* tersebut menunjukkan adanya pengaruh yang signifikan terhadap kinerja model dalam menangkap variasi spasial antar wilayah.

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu tersebut, maka pada penelitian ini dilakukan pemodelan *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) terhadap angka kesakitan DBD di NTB pada tahun 2019 hingga 2023. NTB sendiri memiliki karakteristik kepulauan yang lebih terpisah karena terdiri atas dua pulau utama, yaitu Pulau Lombok dan Pulau Sumbawa yang dipisahkan oleh perairan Selat Alas. Selain itu, jumlah kabupaten/kota di masing-masing pulau di NTB juga relatif seimbang yakni 5 kabupaten/kota, sehingga dapat menimbulkan variasi spasial yang lebih kompleks. Kondisi ini berpotensi menimbulkan perbedaan pola keragaman spasial dalam penyebaran penyakit antar wilayah.

Metode GWPR ini dipilih karena mampu menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi angka kesakitan DBD berdasarkan data *Cross-section* dan *Time-series* serta secara bersamaan mampu menangkap pengaruh keragaman spasial yang tidak dapat dilakukan oleh model GWR biasa. Selain itu, penelitian ini menggunakan fungsi pembobot *Kernel Fixed Gaussian* dan *Kernel Fixed Tricube* untuk membandingkan kinerja model dan menentukan fungsi pembobot terbaik yang belum banyak dipertimbangkan dalam penelitian-penelitian terdahulu.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder. Data tersebut bersumber dari Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Barat, baik melalui Pelayanan Statistik Terpadu (PST) atau dapat diakses melalui *website* resmi BPS di laman *ntb.bps.go.id* dari tahun 20219-2023. Data penelitian ini mencakup seluruh 10 kabupaten/kota di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB), sehingga tidak dilakukan pemilihan sampel karena seluruh unit wilayah dianalisis secara menyeluruh.

### 2.2. Variabel Penelitian

Variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah angka kesakitan DBD sebagai $Y$, persentase ruta yang memiliki akses terhadap sanitasi layak sebagai $X_1$, persentase penduduk miskin sebagai $X_2$, kepadatan penduduk sebagai $X_3$, jumlah tenaga kesehatan sebagai $X_4$ dan persentase ruta yang memiliki akses terhadap sumber air minum bersih sebagai $X_5$.

### 2.3. Regresi Data Panel

Regresi data panel merupakan metode regresi yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel independen dan variabel dependen pada kombinasi data *time series* dan *cross section* [16]. Pemodelan regresi data panel dapat dilakukan melalui tiga pendekatan, yaitu *Common Effect Model* (CEM), *Fixed Effect Model* (FEM), dan *Random Effect Model* (REM). Sebagai bentuk dasar, persamaan regresi data panel dengan pendekatan CEM dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_{it} = \alpha + \sum_{j=1}^{K} \beta_j X_{jit} + \varepsilon_{it} \tag{1}$$

dengan $Y_{it}$ merupakan variabel dependen pada pengamatan ke-$i$ dan waktu ke-$t$, $\alpha$ merupakan intersep, $\beta_j$ merupakan koefisien regresi variabel independen ke-$j$, $X_{jit}$ merupakan variabel independen ke-$j$ pada pengamatan ke-$i$ dan waktu ke-$t$, $K$ merupakan jumlah variabel independen, serta $\varepsilon_{it}$ merupakan galat model.

Pemilihan model regresi data panel dilakukan melalui uji *Chow*, uji *Hausman*, dan uji *Lagrange Multiplier* (LM). Ketiga pengujian tersebut digunakan untuk menentukan pendekatan model yang sesuai dengan karakteristik data. Hipotesis dan kriteria pemilihan model disajikan pada Tabel 1.

**Table 1.** Kriteria Pemilihan Model Regresi Data Panel

| Pengujian | $H_0$ | $H_1$ | $p < \alpha$ | $p \geq \alpha$ |
|---|---|---|---|---|
| Uji *Chow* | CEM | FEM | FEM | CEM |
| Uji *Hausman* | REM | FEM | FEM | REM |
| Uji LM | CEM | REM | REM | CEM |

Uji *Chow* digunakan untuk menentukan model yang sesuai antara CEM dan FEM [17]. Statistik uji *Chow* dirumuskan sebagai berikut:

$$F = \frac{(RSS_1 - RSS_2)/(N-1)}{RSS_2/(NT - N - K)} \tag{2}$$

dengan $RSS_1$ dan $RSS_2$ masing-masing merupakan jumlah kuadrat residual CEM dan FEM, $N$ merupakan jumlah unit pengamatan, $T$ merupakan jumlah periode waktu, dan $K$ merupakan jumlah variabel independen.

Selanjutnya, uji *Hausman* digunakan untuk menentukan model yang sesuai antara FEM dan REM dengan statistik uji sebagai berikut [18]:

$$H = (\mathbf{b} - \boldsymbol{\beta})^{\mathsf{T}} [\mathrm{Var}(\mathbf{b} - \boldsymbol{\beta})]^{-1} (\mathbf{b} - \boldsymbol{\beta}) \tag{3}$$

dengan $\mathbf{b}$ dan $\boldsymbol{\beta}$ masing-masing merupakan vektor estimasi koefisien REM dan FEM. Sementara itu, pemilihan antara CEM dan REM dilakukan menggunakan uji LM dengan statistik uji sebagai berikut [19]:

$$LM = \frac{NT}{2(T-1)} \left[ \frac{\sum_{i=1}^{N} \left( \sum_{t=1}^{T} e_{it} \right)^2}{\sum_{i=1}^{N} \sum_{t=1}^{T} e_{it}^2} - 1 \right]^2 \tag{4}$$

dengan $e_{it}$ merupakan residual hasil estimasi CEM pada pengamatan ke-$i$ dan waktu ke-$t$. Keputusan pemilihan model didasarkan pada nilai *p-value* dengan taraf signifikansi 5% sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

Model regresi data panel yang terpilih selanjutnya dievaluasi melalui pengujian asumsi klasik yang meliputi normalitas, autokorelasi, dan multikolinearitas. Evaluasi normalitas residual dilakukan secara visual menggunakan *Normal Q-Q Plot*. Asumsi normalitas dapat dianggap terpenuhi apabila titik-titik residual cenderung mengikuti dan menyebar di sekitar garis diagonal [18].

Pengujian autokorelasi dilakukan menggunakan uji *Breusch–Godfrey* untuk mengetahui adanya korelasi serial pada residual model [20]. Statistik uji yang digunakan adalah:

$$LM = nR^2 \tag{5}$$

dengan $n$ merupakan jumlah observasi yang digunakan dalam regresi bantu dan $R^2$ merupakan koefisien determinasi regresi bantu. Hipotesis nol yang menyatakan tidak terdapat autokorelasi ditolak apabila nilai *p-value* lebih kecil daripada taraf signifikansi yang digunakan.

Adapun evaluasi multikolinearitas dilakukan berdasarkan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF), yang dirumuskan sebagai berikut [13]:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \tag{6}$$

dengan $R_j^2$ merupakan koefisien determinasi hasil regresi variabel independen ke-$j$ terhadap variabel independen lainnya. Model dianggap tidak mengalami masalah multikolinearitas berdasarkan kriteria yang digunakan apabila seluruh variabel independen memiliki nilai VIF kurang dari 10 [12].

### 2.4. Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial merupakan kondisi ketika karakteristik hubungan antara variabel independen dan variabel dependen dapat berbeda antarlokasi pengamatan [13]. Dalam penelitian ini, uji *Breusch–Pagan* digunakan untuk mendeteksi ketidakseragaman varians residual sebagai salah satu indikasi heterogenitas data. Hipotesis pengujian dirumuskan sebagai berikut:

$H_0$ : Varians residual bersifat homogen

$H_1$ : Varians residual tidak homogen

Statistik uji *Breusch–Pagan* dirumuskan sebagai berikut:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^{\mathsf{T}} \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^{\mathsf{T}} \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^{\mathsf{T}} \mathbf{f} \tag{7}$$

dengan $\mathbf{f}$ merupakan vektor dengan elemen $f_i = e_i^2/\sigma^2 - 1$, $e_i$ merupakan residual observasi ke-$i$, $\sigma^2$ merupakan varians galat, dan $\mathbf{Z}$ merupakan matriks variabel yang telah distandardisasi.

Hipotesis nol ditolak apabila nilai *p-value* lebih kecil daripada taraf signifikansi yang digunakan. Hasil pengujian tersebut digunakan sebagai salah satu pertimbangan dalam penerapan pemodelan regresi berbobot geografis.

### 2.5. Pembobot Spasial

Pembobot spasial digunakan untuk merepresentasikan hubungan geografis antarlokasi pengamatan dalam proses estimasi parameter model. Besarnya bobot ditentukan berdasarkan jarak antarlokasi, *bandwidth* optimum, dan fungsi kernel yang digunakan [21].

Jarak antarlokasi pengamatan dihitung menggunakan jarak Euclidean dengan persamaan:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \tag{8}$$

dengan $(u_i, v_i)$ dan $(u_j, v_j)$ masing-masing merupakan koordinat geografis lokasi ke-$i$ dan lokasi ke-$j$.

Penentuan *bandwidth* optimum dilakukan dengan meminimumkan nilai *Cross Validation* (CV) [13]. Penelitian ini menggunakan *fixed bandwidth*, yaitu nilai *bandwidth* yang tetap untuk seluruh lokasi pengamatan. Pendekatan ini memberikan cakupan jarak spasial yang sama pada setiap lokasi pengamatan. Karena jarak dihitung secara langsung menggunakan koordinat geografis, nilai *bandwidth* dinyatakan dalam satuan derajat. Nilai CV dihitung menggunakan persamaan:

$$CV(h) = \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)\right)^2 \tag{9}$$

dengan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ merupakan nilai taksiran $y_i$ yang diperoleh tanpa melibatkan observasi ke-$i$ dalam proses estimasi parameter dan $h$ merupakan nilai *bandwidth*.

Berdasarkan jarak Euclidean dan *bandwidth* optimum yang diperoleh, matriks pembobot spasial dibentuk menggunakan fungsi kernel [7]. Penelitian ini menggunakan dua fungsi kernel, yaitu *fixed Gaussian kernel* dan *fixed tricube kernel*.

Fungsi pembobot *fixed Gaussian kernel* dirumuskan sebagai berikut:

$$w_{ij} = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right] \tag{10}$$

Sementara itu, fungsi pembobot *fixed tricube kernel* dirumuskan sebagai berikut:

$$w_{ij} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^3\right]^3, & d_{ij} < h, \\ 0, & d_{ij} \geq h. \end{cases} \tag{11}$$

dengan $d_{ij}$ merupakan jarak antara lokasi ke-$i$ dan lokasi ke-$j$, sedangkan $h$ merupakan *bandwidth* optimum. Kedua fungsi pembobot tersebut digunakan dalam pembentukan model GWPR untuk memperoleh model dengan kinerja terbaik.

### 2.6. Geographically Weighted Panel Regression (GWPR)

*Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) merupakan pengembangan model regresi yang mengintegrasikan pendekatan regresi data panel dengan *Geographically Weighted Regression* (GWR). Pendekatan ini memungkinkan koefisien regresi bervariasi berdasarkan lokasi geografis pengamatan [13]. Persamaan umum model GWPR dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_{it} = \beta_0(u_{it}, v_{it}) + \sum_{j=1}^{K} \beta_j(u_{it}, v_{it}) X_{jit} + \varepsilon_{it} \tag{12}$$

dengan $Y_{it}$ merupakan variabel dependen pada lokasi ke-$i$ dan waktu ke-$t$, $(u_{it}, v_{it})$ merupakan koordinat geografis lokasi ke-$i$ pada waktu ke-$t$, $\beta_0(u_{it}, v_{it})$ merupakan intersep lokal, $\beta_j(u_{it}, v_{it})$ merupakan koefisien regresi lokal variabel independen ke-$j$, $X_{jit}$ merupakan variabel independen ke-$j$ pada lokasi ke-$i$ dan waktu ke-$t$, $K$ merupakan jumlah variabel independen, serta $\varepsilon_{it}$ merupakan galat model.

Estimasi parameter model GWPR dilakukan menggunakan metode *Weighted Least Squares* (WLS), yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat residual berbobot [22]. Estimator parameter lokal dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_{it}, v_{it}) = \; & [\mathbf{X}^{\mathsf{T}}\mathbf{W}(u_{it}, v_{it})\mathbf{X}]^{-1} \\ & \times \mathbf{X}^{\mathsf{T}}\mathbf{W}(u_{it}, v_{it})\mathbf{Y} \end{aligned} \tag{13}$$

dengan $\mathbf{X}$ merupakan matriks desain, $\mathbf{Y}$ merupakan vektor variabel dependen, dan $\mathbf{W}(u_{it}, v_{it})$ merupakan matriks pembobot spasial pada lokasi estimasi.

Parameter yang telah diestimasi selanjutnya diuji untuk mengetahui variabel independen yang berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen pada masing-masing lokasi pengamatan. Hipotesis pengujian parameter lokal dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} H_0 : &\quad \beta_j(u_{it}, v_{it}) = 0, \\ H_1 : &\quad \beta_j(u_{it}, v_{it}) \neq 0. \end{aligned}$$

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$t_{\text{hitung}} = \frac{\hat{\beta}_j(u_{it}, v_{it})}{SE(\hat{\beta}_j(u_{it}, v_{it}))} \tag{14}$$

dengan $\hat{\beta}_j(u_{it}, v_{it})$ merupakan estimasi parameter lokal variabel independen ke-$j$ dan $SE(\hat{\beta}_j(u_{it}, v_{it}))$ merupakan galat baku estimasi parameter tersebut.

Hipotesis nol ditolak apabila $|t_{\text{hitung}}| > t_{\alpha/2,df}$ atau nilai *p-value* lebih kecil daripada taraf signifikansi yang digunakan. Penolakan hipotesis nol menunjukkan bahwa variabel independen ke-$j$ berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen pada lokasi estimasi.

### 2.7. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai *Corrected Akaike Information Criterion* (AICc) dari model yang terbentuk [23]. AICc merupakan kriteria pemilihan model yang mempertimbangkan kesesuaian model terhadap data dan kompleksitas model dengan koreksi terhadap ukuran sampel.

Secara umum, nilai AICc dapat dihitung menggunakan persamaan:

$$AICc = AIC + \frac{2k(k+1)}{n-k-1} \tag{15}$$

dengan nilai AIC dirumuskan sebagai berikut:

$$AIC = -2\ln(L) + 2k \tag{16}$$

dengan $L$ merupakan nilai maksimum fungsi *likelihood*, $k$ merupakan jumlah parameter model, dan $n$ merupakan jumlah observasi. Model dengan nilai AICc terkecil dipilih sebagai model terbaik berdasarkan kriteria tersebut.

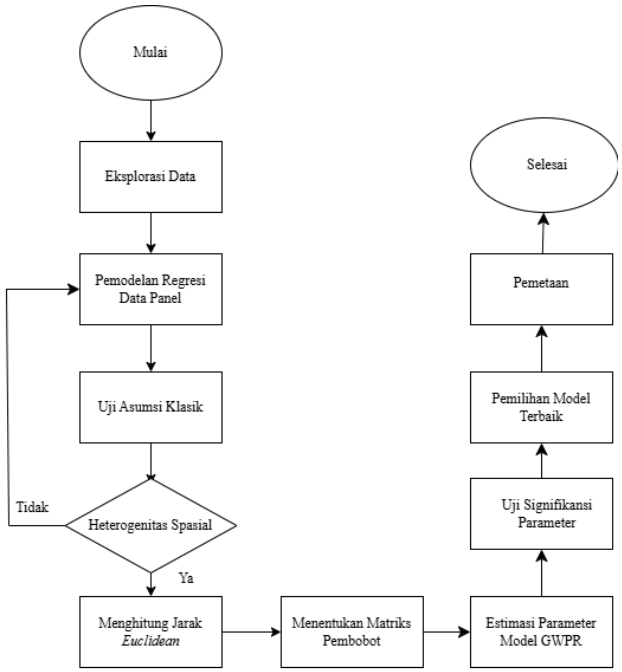



**Figure 1.** Diagram Alir

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Persebaran Angka Kesakitan DBD di NTB Tahun 2019-2023

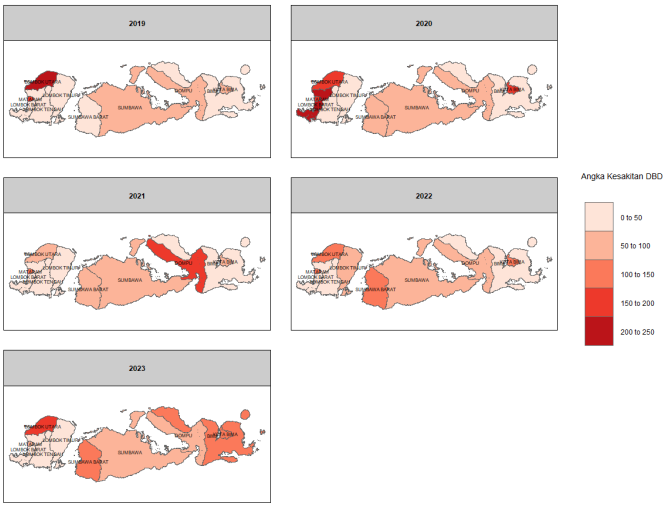



**Figure 2.** Peta Persebaran Angka Kesakitan DBD di NTB Tahun 2019-2023

Berdasarkan Gambar 2 di atas, dari tahun 2019 sampai 2023 penyebaran angka kesakitan DBD di NTB menunjukkan pola yang terus berubah dan menyebar ke berbagai wilayah. Secara umum, pola tersebut menunjukkan bahwa angka kesakitan DBD di Provinsi NTB cenderung lebih sering terpusat di Pulau Lombok. Sedangkan Pulau Sumbawa cenderung mengalami lonjakan kasus pada waktu-waktu tertentu dan bersifat lebih fluktuatif. Pada tahun 2019, angka kesakitan DBD yang tinggi terpusat di wilayah barat laut pulau Lombok, terutama di Kabupaten Lombok Utara dan Kota Mataram. Tahun 2020, penyebaran meluas ke arah barat daya pulau Lombok yang mencakup wilayah Lombok Barat, sementara di pulau Sumbawa mulai terjadi lonjakan di Kota Bima. Memasuki tahun 2021, terjadi pergeseran ke wilayah barat, di mana Dompu mulai mengalami lonjakan kasus sedangkan Kota Bima mengalami penurunan. Pada tahun 2022, angka kesakitan DBD mulai menyebar secara merata di seluruh wilayah NTB. Tahun 2023, kembali terjadi lonjakan di wilayah barat laut pulau Lombok yakni di Lombok Utara.

### 3.2. Pemilihan Model Regresi Data Panel

Pemilihan model regresi data panel dilakukan untuk menentukan model yang paling sesuai di antara *Common Effect Model* (CEM), *Fixed Effect Model* (FEM), dan *Random Effect Model* (REM). Hasil pengujian pemilihan model regresi data panel dengan taraf signifikansi 5% disajikan pada Tabel 2.

**Table 2.** Hasil Pemilihan Model Regresi Data Panel

| Pengujian | *p-value* | Keputusan | Model terpilih |
|---|---|---|---|
| Uji *Chow* | 0,21 | Gagal menolak $H_0$ | CEM |
| Uji LM | 0,98 | Gagal menolak $H_0$ | CEM |

Berdasarkan Tabel 2, hasil uji *Chow* menunjukkan bahwa nilai *p-value* sebesar 0,21 lebih besar daripada taraf signifikansi 0,05, sehingga CEM lebih sesuai dibandingkan FEM. Selanjutnya, dilakukan uji *Lagrange Multiplier* (LM) untuk menentukan model yang lebih sesuai antara CEM dan REM. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai *p-value* sebesar 0,98 juga lebih besar daripada taraf signifikansi 0,05. Dengan demikian, berdasarkan kedua hasil pengujian tersebut, CEM ditetapkan sebagai model regresi data panel yang digunakan dalam analisis selanjutnya.

### 3.3. Pengujian Asumsi Klasik

Model regresi data panel yang terpilih selanjutnya dievaluasi melalui pengujian asumsi klasik yang meliputi normalitas, autokorelasi, dan multikolinearitas. Evaluasi asumsi normalitas residual dilakukan secara visual menggunakan *Normal Q-Q Plot* yang disajikan pada Gambar 3

Berdasarkan Gambar 3, titik-titik residual cenderung mengikuti dan menyebar di sekitar garis diagonal. Pola tersebut menunjukkan bahwa residual tidak mengalami penyimpangan yang berarti dari distribusi normal, sehingga secara visual asumsi normalitas dapat dianggap terpenuhi.

Selanjutnya, pengujian autokorelasi dilakukan menggunakan uji *Breusch–Godfrey*, sedangkan evaluasi multikolinearitas dilakukan berdasarkan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Hasil kedua pengujian tersebut disajikan pada Tabel 3.

Berdasarkan Tabel 3, hasil uji *Breusch–Godfrey* menunjukkan bahwa nilai *p-value* sebesar 0,61 lebih besar daripada taraf signifikansi 0,05, sehingga tidak terdapat bukti yang cukup untuk menyatakan adanya autokorelasi. Sementara itu, nilai VIF seluruh variabel independen berada pada rentang 1,26 hingga 1,90, yang menunjukkan bahwa tidak terdapat indikasi masalah multikolinearitas berdasarkan kriteria VIF yang digunakan.

Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa

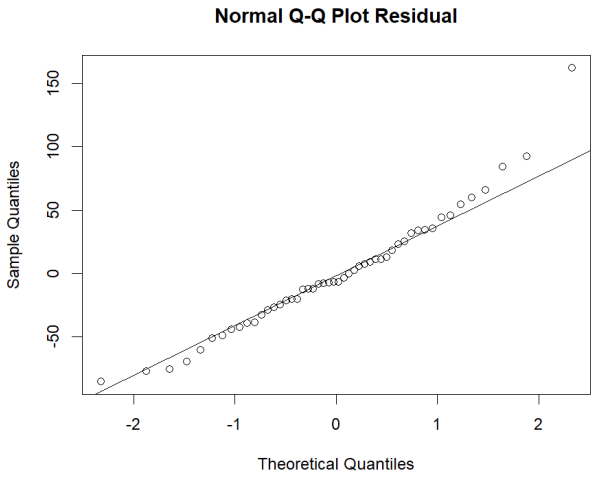



**Figure 3.** Normal Q-Q Plot Residual

**Table 3.** Hasil Pengujian Autokorelasi dan Multikolinearitas

| Pengujian | Indikator | Hasil | Kriteria |
|---|---|---|---|
| Autokorelasi | *p-value* | 0,61 | $> 0{,}05$ |
| Multikolinearitas | VIF $X_1$ | 1,26 | $< 10$ |
| | VIF $X_2$ | 1,80 | $< 10$ |
| | VIF $X_3$ | 1,62 | $< 10$ |
| | VIF $X_4$ | 1,46 | $< 10$ |
| | VIF $X_5$ | 1,90 | $< 10$ |

model CEM memenuhi asumsi normalitas secara visual serta tidak menunjukkan indikasi masalah autokorelasi dan multikolinearitas.

### 3.4. Pengujian Heterogenitas Spasial

Langkah sebelum melakukan pemodelan GWPR adalah menguji adanya keragaman (heteroskedatisitas) dalam data menggunakan uji *Breusch–Pagan* (BP). Hasil pengujian menunjukkan bahwa $p - value < \alpha$ ($4{,}57 \times 10^{-2} < 0{,}05$). Sehingga dapat diambil keputusan bahwa $H_0$ ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat keragaman (heteroskedastisitas) pada data. Keragaman tersebut kemungkinan disebabkan oleh adanya perbedaan karakteristik antarwilayah atau keragaman spasial, sehingga hubungan antara variabel respons dan variabel prediktor diduga tidak bersifat konstan pada setiap lokasi. Oleh karena itu, untuk mengakomodasi kemungkinan adanya perbedaan hubungan antarwilayah tersebut, dilakukan pemodelan GWPR yang mempertimbangkan aspek geografis dalam mengestimasi parameter pada masing-masing lokasi.

### 3.5. Fungsi Pembobot Spasial

Berdasarkan nilai jarak *euclidiean* dan *bandwidth* optimum didapatkan nilai matriks pembobot *fixed gaussian kernel* sebagai berikut.

$$\mathbf{W}_{ij} = \begin{bmatrix} 1 & 0{,}95 & 0{,}76 & \cdots & 7{,}55 \times 10^{-5} \\ 0{,}95 & 1 & 0{,}88 & \cdots & 2{,}72 \times 10^{-4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 7{,}55 \times 10^{-5} & 2{,}72 \times 10^{-4} & 1{,}32 \times 10^{-3} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

Sedangkan nilai matriks pembobot dengan *fixed tricube kernel* adalah sebagai berikut.

$$\mathbf{W_{ij}} = \begin{bmatrix} 1 & 0{,}99 & 0{,}97 & \cdots & 0 \\ 0{,}99 & 1 & 0{,}99 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

Semakin dekat jarak suatu wilayah dengan wilayah yang lain maka nilai matriks pembobotnya akan mendekati satu.

Berdasarkan hasil pembobotan yang diperoleh, terdapat perbedaan yang cukup signifikan diantara penggunaan kedua fungsi *kernel* tersebut. *Fixed gaussian kernel* menghasilkan bobot yang menurun secara halus sehingga seluruh wilayah tetap memiliki pengaruh meskipun semakin nilainya kecil seiring bertambahnya jarak. Sehingga, *fixed kernel gaussian* menjamin bahwa semua wilayah tetap berpengaruh dalam model, baik yang dekat maupun jauh [23]. Sedangkan *fixed tricube kernel* menghasilkan bobot yang menurun secara tajam hingga nol sehingga hanya wilayah terdekat yang berpengaruh. Perbedaan ini dipengaruhi oleh nilai perbedaan nilai *bandwidth* pada kedua fungsi *kernel* tersebut. Akibatnya jumlah wilayah yang memberikan pengaruh dalam pembentukan model menjadi berbeda.

### 3.6. Pemodelan GWPR

Setelah diperoleh nilai matriks pembobot spasial, maka langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter model GWPR dengan metode *Weighted Least Square* (WLS). Dalam penelitian ini, parameter GWPR dispesifikasikan sebagai fungsi lokasi dapat berbeda antar kabupaten/kota, tetapi diasumsikan konstan sepanjang periode pengamatan. Spesifikasi tersebut sejalan dengan [24] yang menjelaskan bahwa pengembangan *geographically weighted* pada model panel memungkinkan vektor koefisien regresi berubah antar lokasi, tetapi tetap konstan sepanjang periode waktu dalam analisis panel. Nilai estimasi parameter model GWPR *Fixed Gaussian Kernel* dalah sebagai berikut.

Berdasarkan Tabel 4 di atas, secara umum nilai koefisien di Pulau Lombok relatif seragam dan menunjukkan kondisi wilayah yang cukup homogen. Dimana variabel yang konsisten berpengaruh signifikan adalah $X_2, X_3,$ dan $X_4$. Nilai koefisien $X_2$ dan $X_3$ bertanda positif dan signifikan, yang berarti semakin tinggi persentase penduduk misin dan kepadatan penduduk, maka angka kesakitan DBD semakin meningkat. Sementara itu, $X_4$ bertanda negatif dan signifikan yang menunjukkan bahwa semakin banyak tenaga kesehatan, angka kesakitan DBD semakin menurun. Sedangkan variabel $X_1$ dan $X_5$ tidak berpengaruh signifikan terhadap angka kesakitan DBD di seluruh wilayah Pulau Lombok.

Sebaliknya, di Pulau Sumbawa nilai koefisien dan signifikansi setiap variabel cenderung lebih bervariasi. Misalnya, variabel $X_2$ (persentase penduduk miskin) menunjukkan signifikansi negatif di Dompu, Bima, dan Kota Bima. Hal ini terjadi karena berbagai macam kemungkinan, salah satunya karena sistem pemantauan dan pengendalian DBD di Kota Bima belum berjalan optimal, sehingga tidak semua kasus tercatat dengan baik dan deteksi dini terhadap penyakit ini masih terbatas [25]. Sedangkan variabel $X_3$ dan $X_4$ cenderung tidak signifikan di beberapa daerah, menunjukkan bahwa pengaruh kepadatan penduduk dan tenaga kesehatan tidak konsisten. Sementara variabel $X_5$ hanya

**Table 4.** Nilai Parameter Model GWPR *Fixed Gaussian Kernel*

| Kabupaten/Kota | $\beta_0$ | $\beta_1$ | $\beta_2$ | $\beta_3$ | $\beta_4$ | $\beta_5$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Lombok Barat | $-704{,}01$ | $-0{,}45$ | 8,43* | 0,02* | $-0{,}02$* | 7,67 |
| Lombok Tengah | $-721{,}11$ | $-0{,}33$ | 8,39* | 0,02* | $-0{,}02$* | 7,75 |
| Lombok Timur | $-715{,}64$ | $-0{,}11$ | 8,31* | 0,02* | $-0{,}02$* | 7,50 |
| Sumbawa | $-319{,}62$ | 0,18 | 4,57* | 0,01* | $-0{,}01$* | 3,60 |
| Dompu | 311,89 | 0,66 | $-13{,}08$* | $-0{,}02$ | $-8{,}99 \times 10^{-3}$ | $-1{,}35$ |
| Bima | 482,01 | 0,31 | $-25{,}11$* | $-0{,}09$ | 0,02 | $-1{,}24$ |
| Sumbawa Barat | $-648{,}44$ | $-0{,}02$ | 7,66* | 0,02* | $-0{,}02$* | 6,81* |
| Lombok Utara | $-719{,}61$ | $-0{,}23$ | 8,44* | 0,02* | $-0{,}02$* | 7,63 |
| Mataram | $-706{,}14$ | $-0{,}42$ | 8,44* | 0,02* | $-0{,}02$* | 7,66 |
| Kota Bima | 449,71 | 0,55 | $-28{,}65$* | $-0{,}12$ | 0,02 | $-0{,}59$ |

signifikan pada taraf 5%

signifikan di Sumbawa Barat, dengan keofisien bernilai positif sehingga berlawanan dengan teori yang ada dimana peningkatan ruta yang memiliki akses terhadap sumber air minum bersih seharusnya berkontribusi dalam menurunkan angka kesakitan DBD. Hal ini disebabkan karena distribusi air bersih belum merata di wilayah tersebut. Pada tahun 2023 tercatat ada 11 desa yang mengalami kekurangan air bersi di Sumbawa Barat [26]. Selain itu, sama seperti di Lombok, $X_1$ juga tidak signifikan di seluruh wilayah. Pola ini mengindikasikan adanya pengaruh spasial kuat, sehingga perbedaan angka kesakitan DBD antar kabupaten/kota di Pulau Sumbawa lebih mencolok dibanding Lombok.

Berdasarkan Tabel 5 di atas, secara umum hasil signifikansi dengan *fixed tricube kernel* menunjukkan bahwa variabel $X_2$, $X_3$, dan $X_4$ signifikan di seluruh wilayah dengan pola yang sangat konsisten, yaitu $X_2$ dan $X_3$ bertanda positif dan $X_4$ bertanda negatif. Hal ini menunjukkan bahwa semakin tinggi kemiskinan dan kepadatan penduduk maka angka kesakitan DBD meningkat, sementara peningkatan tenaga kesehatan menurunkan angka kesakitan DBD. Sementara variabel $X_1$ tetap tidak signifikan di semua wilayah, sama seperti pada *fixed gaussian kernel*. Sedangkan $X_5$ positif signifikan di beberapa wilayah saja. Akan tetapi hal ini berlawanan denagn teori yang ada, karena secara umum peningkatan akses terhadap sumber air minum bersih seharusnya menurunkan angka kesakitan DBD. Namun, kondisi ini dapat terjadi karena dalam kasus DBD, air bersih justru dapat menjadi media perkembangbiakan nyamuk *Aedes aegypti* apabila tersimpan dalam wadah terbuka seperti bak mandi atau tempat penampungan air [27]. Dengan demikian, tingginya persentase ruta yang memiliki akses terhadap sumber air minum bersih tidak selalu diikuti dengan penurunan kasus DBD, terutama jika tidak diimbangi dengan pengelolaan lingkungan dan perilaku masyarakat yang baik.

Dari sisi signifikansi, model ini menunjukkan pola yang lebih seragam dibandingkan sebelumnya, karena hampir semua wilayah memiliki variabel signifikan yang sama khususnya $X_2, X_3, X_4$. Hal ini mengindikasikan bahwa hubungan antar variabel dalam GWPR dengan *fixed tricube kernel* cenderung memiliki pola lebih homogen dibandingkan dengan GWPR dengan *fixed gaussian kernel*.

### 3.7. Pemilihan Model Terbaik

Untuk memilih model yang terbaik antara model regresi data panel dan model GWPR dapat menggunakan nilai AICc. Model dengan nilai AICc terkecil merupakan model terbaik.

Berdasarkan Tabel 6. di atas dapat dilihat Model GWPR dengan *fixed gaussian kernel* dengan memiliki nilai AICc sebesar 538,90. Nilai AICc model GWPR *fixed gaussian kernel* lebih kecil dibandingkan model CEM dan GWPR dengan *fixed tricube kernel* yang memiliki nilai AICc sebesar 542,50 dan 541,03. Sehingga model GWPR dengan fungsi pembobot *fixed gaussian kernel* lebih baik dibanding model CEM dan GWPR dengan *fixed tricube kernel* untuk memodelkan angka kesakitan DBD di NTB tahun 2019-2023 adalah menggunakan model . Sebagai contoh, berikut adalah model GWPR *fixed gaussian kernel* untuk Kabupaten Lombok Barat.

$$\widehat{y}_{1t} = -704{,}01 - 0{,}45X_1 + 8{,}43X_2 + 0{,}02X_3 - 0{,}02X_4 + 7{,}67X_5$$

Berdasarkan persamaan di atas dapat diketahui bahwa setiap kenaikan persentase penduduk miskin $(X_2)$ sebesar satu satuan (dalam persen) maka angka kesakitan DBD juga akan meningkat sebesar 8,43 satu satuan. Setiap kenaikan kepadatan penduduk $(X_3)$ sebesar satu satuan (dalam jiwa/$km^2$) maka angka kesakitan DBD akan meningkat sebsesar 0,02 satuan. Sedangkan setiap kenaikan jumlah tenaga kesehatan $(X_4)$ sebesar satu satuan (dalam orang) maka angka kesakitan DBD akan menurun sebesar 0,02 satuan.

### 3.8. Pemetaan Pengelompokkan Wilayah Berdasarkan Variabel Independen Yang Signifikan Berpengaruh Terhadap Angka Kesakitan DBD




**Figure 4.** Peta Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Variabel Yang Signifikan

Berdasarkan Gambar 4 di atas dapat diketahui bahwa,

**Table 5.** Nilai Parameter Model GWPR *Fixed Tricube Kernel*

| Kabupaten/Kota | $\beta_0$ | $\beta_1$ | $\beta_2$ | $\beta_3$ | $\beta_4$ | $\beta_5$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Lombok Barat | $-586{,}54$ | 0,53 | 7* | 0,02* | $-0{,}02$* | 5,79* |
| Lombok Tengah | $-578{,}52$ | 0,58 | 6,91* | 0,02* | $-0{,}02$* | 5,67* |
| Lombok Timur | $-567{,}77$ | 0,67 | 6,77* | 0,02* | $-0{,}02$* | 5,49* |
| Sumbawa | $-529{,}71$ | 1 | 6,13* | 0,02* | $-0{,}02$* | 4,79 |
| Dompu | $-478{,}07$ | 1,31 | 5,48* | 0,02* | $-0{,}02$* | 4,15 |
| Bima | $-452{,}47$ | 1,48 | 5,05* | 0,02* | $-0{,}02$* | 3,78 |
| Sumbawa Barat | $-550{,}16$ | 0,78 | 6,54* | 0,02* | $-0{,}02$* | 5,24 |
| Lombok Utara | $-578{,}38$ | 0,61 | 6,91* | 0,02* | $-0{,}02$* | 5,65 |
| Mataram | $-585{,}78$ | 0,54 | 6,99* | 0,02* | $-0{,}02$* | 5,77* |
| Kota Bima | $-441{,}34$ | 1,55 | 4,87* | 0,02* | $-0{,}02$* | 3,63* |

* Signifikan pada taraf 5%.

**Table 6.** Nilai AIC Model

| Model | AIC |
|---|---|
| CEM | 542,50 |
| GWPR *Fixed Gaussian* | 538,90 |
| GWPR *Fixed Tricube* | 541,03 |

wilayah NTB terbagi menjadi tiga kelompok. Kelompok pertama adalah kelompok wilayah yang dipengaruhi oleh variabel $X_2$, sementara itu kelompok dua adalah wilayah yang dipengaruhi oleh variabel $X_2$, $X_3$ dan $X_4$. Sedangkan kelompok tiga adalah wilayah yang dipengaruhi oleh variabel $X_2$, $X_3$, $X_4$, dan $X_5$. Di seluruh bagian timur pulau Sumbawa yakni di kabupaten Dompu, Bima dan kota Bima tergolong dalam kelompok 1 yang ditandai dengan warna merah tua. Sedangkan di bagian barat yakni di seluruh kabupaten/kota yang ada di pulau Lombok dan bagian tengah pulau Sumbawa yakni kabupaten Sumbawa tergolong dalam kelompok 2 yang ditandai dengan warna merah. Akan tetapi, di bagian barat pulau Sumbawa yakni di kabupaten Sumbawa Barat tergolong dalam kelompok 3 yang ditandai dengan warna merah muda.

Perbedaan pengelompokan ini mengindikasikan adanya variasi karakteristik spasial antar wilayah. Wilayah yang berdekatan cenderung dipengaruhi oleh variabel independen yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa bahwa terdapat kemiripan karakteristik spasial di antara wilayah tersebut. Akan tetapi kabupaten Sumbawa Barat menunjukkan karakteristik yang berbeda. Salah satu faktor penyebabnya adalah distribusi air bersih yang belum merata di wilayah tersebut. Berdasarkan data dari [26], tercatat terdapat 11 desa di kabupaten Sumbawa Barat yang mengalami kekurangan air bersih yang digunakan untuk kebutuhan sehari-hari, termasuk untuk keperluan minum.

## 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai persebaran angka kesakitan DBD dan faktor-faktor yang memengaruhinya di NTB dari tahun 2019 sampai 2023, dapat diketahui bahwa gambaran umum angka kesakitan DBD di Provinsi NTB dari tahun 2019 hingga 2023 menunjukkan variasi yang cukup tinggi baik antarwilayah maupun antarwaktu. Kabupaten Lombok Utara mencatat angka kesakitan DBD tertinggi pada tahun 2019 dengan fluktuasi pada tahun-tahun berikutnya. Kota Mataram menduduki urutan berikutnya, dengan tren penurunan angka kesakitan dari tahun ke tahun. Sementara Lombok Barat hanya mengalami lonjakan kasus yang sangat tinggi pada tahun 2020 saja. Di sisi lain, Kabupaten Bima dan Sumbawa Barat mengalami peningkatan bertahap dari tahun ke tahun. Sedangkan Dompu, Lombok Timur, Sumbawa, dan Kota Bima menunjukkan pola yang fluktuatif di setiap tahun. Sedangkan Lombok Tengah secara konsisten menjadi daerah dengan angka kesakitan DBD terendah setiap tahunnya.

Sementara itu model GWPR yang terbentuk dengan menggunakan fungsi pembobot *fixed gaussian kernel* menyatakan bahwa variabel $X_1$ tidak berpengaruh signifikan terhadap angka kesakitan DBD. Angka kesakitan DBD di Kabupaten Dompu, Bima dan Kota Bima hanya dipengaruhi variabel $X_2$, sementara itu angka kesakitan DBD di Lombok Barat, Lombok Tengah, Lombok Timur, Sumbawa, Lombok Utara dan Mataram dipengaruhi oleh variabel $X_2$, $X_3$ dan $X_4$. Sedangkan di wilayah Sumbawa Barat angka kesakitan DBD dipengaruhi oleh variabel $X_2$, $X_3$, $X_4$, dan $X_5$. Model GWPR *fixed gaussian kernel* ini merupakan model terbaik untuk memodelkan angka kesakitan DBD di NTB tahun 2019-2023. Hal ini disebabkan oleh nilai AICc model GWPR *fixed gaussian kernel* sebesar 538,90 lebih kecil dibandingkan CEM yang memiliki nilai AICc sebesar 542,50 dan GWPR *fixed tricube kernel* yang memiliki nilai AICc sebesar 541,03.

Penelitian ini hanya menggunakan lima variabel independen yang dipilih berdasarkan relevansi terhadap variabel dependen. Penggunaan lima variabel tersebut juga disesuaikan dengan ketersediaan data yang dapat diperoleh secara konsisten pada seluruh lokasi dan periode penelitian. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya diharapkan untuk mempertimbangkan penambahan variabel ekologis, seperti curah hujan, suhu, kelembapan, dan kondisi lingkungan lainnya. Selain itu, pada penelitian ini hanya digunakan dua jenis kernel dalam menentukan bobot spasialnya. Sehingga untuk penelitian selanjutnya diharapkan menggunakan beberapa jenis kernel yang berbeda dalam menentukan bobot spasialnya untuk memperoleh model dengan kinerja terbaik.

## References

[1] E. Lesar, W. B. S. Joseph, and O. R. Pinontoan, "Gambaran pengetahuan dan tindakan masyarakat tentang pengendalian vektor demam berdarah dengue di desa touure kabupaten minahasa tahun 2020," *Jurnal KESMAS*, vol. 9, Desember 2020.

[2] Kementrian Kesehatan RI, *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2023*, 1st ed. Jakarta: Kementerian Kesehatan RI, 2024.

[3] A. N. Izza and S. A. Mulasari, "Hubungan faktor lingkungan dengan keber-

adaan vektor demam berdarah dengue (dbd)," *Indonesian Nursing Journal of Education and Clinic*, vol. 3, no. 3, pp. 106–113, Mar. 2023.

[4] E. A. A. Rochmawati, A. Y. P. Asih, and A. Syafiuddin, "Analisis perilaku masyarakat dan sanitasi lingkungan dengan kejadian penyakit demam berdarah dengue," *MKMI*, vol. 20, no. 6, pp. 416–422, Dec. 2021.

[5] M. Wulandari, R. S. Lubis, and R. Aprilia, "Penerapan regresi poisson inverse gaussian pada faktor yang mempengaruhi jumlah kasus demam berdarah dengue di kabupaten deli serdang," *JURNAL PEMBELAJARAN DAN MATEMATIKA SIGMA (JPMS)*, vol. 10, no. 2, Nov. 2024, art. no. 2.

[6] J. D. Putra, D. Fitria, D. Vionanda, and A. Salma, "Geographically weighted panel regression for modeling the percentage of poor population in west sumatra," *ujsds*, vol. 1, no. 3, pp. 211–217, May 2023.

[7] K. Amelia, L. O. Asril, and L. Febrianti, "Pemodelan incident rate demam berdarah dengue di indonesia yang berkaitan dengan faktor lingkungan menggunakan metode geographically weighted regression (gwr)," *EKOLMIPA*, vol. 20, no. 2, pp. 64–73, Oct. 2020.

[8] M. F. Salim, T. B. T. Satoto, and Danardono, "Understanding local determinants of dengue: a geographically weighted panel regression approach in yogyakarta, indonesia," *Trop Med Health*, vol. 53, no. 1, p. 54, Apr. 2025.

[9] A. K. H, A. M. Soleh, and F. M. Afendi, "Study of spatial autoregressive regression with heteroskedasticity using the generalized method of moments and bayesian approach : Kajian regresi spasial autoregresif dengan heteroskedastik menggunakan generalized method of moments dan pendekatan bayes," *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 8, no. 1, pp. 58–69, Jun. 2024.

[10] A. H. Ekong and O. M. Olayiwola, "A geographically weighted regression approach to examine the dynamics of fertility differentials across africa," *Statistical Journal of the IAOS*, vol. 36, no. 1_suppl, pp. 87–102, Feb. 2020.

[11] T. Wulandari, "Model kekar improved geographically and temporally weighted regression dalam pemodelan pdrb kabupaten/kota di provinsi jawa barat tahun 2018-2022." The Robust Improved Geographically and Temporally Weighted Regression Model in GRDP Modelling of Regencies/Cities in West Java Province for 2018-2022., 2025. [Online]. Available: http://repository.ipb.ac.id/handle/123456789/161289 (Accessed Apr. 03, 2026).

[12] D. C. Wati and H. Utami, "Model geographically weighted panel regression (gwpr) dengan fungsi kernel fixed gaussian pada indeks pembangunan manusia di jawa timur," *JMT*, vol. 2, no. 1, Jul. 2020.

[13] A. F. Rahman, Syafriandi, N. Amalita, and Zilrahmi, "Geographically weighted panel regression modeling on human development index in west sumatra," *ujsds*, vol. 1, no. 3, pp. 232–239, May 2023.

[14] S. H. Hastuti, A. Chintyana, and H. M. Sastriana, "Evaluating kernel weighting functions in geographically weighted logistic regression for spatial modelling of stunting in east lombok," *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 13, no. 3, pp. 338–345, Dec. 2025.

[15] Nuralyatussa'ada, E. T. Herdiani, and N. Sirajang, "Analisis regresi data panel dengan model efek umum, model efek tetap dan model efek acak (studi kasus: Inflasi dan indeks pembangunan manusia)," *ESTIMASI: Journal of Statistics and Its Application*, vol. 5, no. 2, pp. 282–295, Jul. 2024.

[16] I. D. Mobonggi, N. Achmad, R. Resmawan, and I. K. Hasan, "Analisis regresi data panel dengan pendekatan common effect model dan fixed effect model pada kasus produksi tanaman jagung," *INTV*, vol. 2, no. 2, pp. 52–67, Dec. 2022.

[17] N. Madany, R. Ruliana, and Z. Rais, "Regresi data panel dan aplikasinya dalam kinerja keuangan terhadap pertumbuhan laba perusahaan idx lq45 bursa efek indonesia," *VARIANSI: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, vol. 4, no. 2, Dec. 2022, art. no. 2.

[18] N. P. Jatikusuma and A. R. Rustam, "Pengaruh kinerja lingkungan, kinerja karbon, kompetisi perusahaan, dan pertumbuhan laba terhadap pengungkapan emisi karbon," *Center of Economic Student Journa*, vol. 8, no. 4, 2025.

[19] N. A. Bakri, S. Annas, and M. K. Aidid, "Pendekatan geographically weighted regression (gwr) untuk menganalisis hubungan pdrb sektor pertanian, kehutanan, dan perikanan dengan faktor pencemaran lingkungan di jawa timur," *Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, vol. 6, pp. 11–20, 2024.

[20] W. Weku, "Eksplorasi efektifitas model spasial untuk menjelaskan hubungan antara penduduk dan infrastruktur terhadap kesejahteraan masyarakat kota manado," *AITI*, vol. 17, no. 2, pp. 130–142, Aug. 2020.

[21] H. Nisa, D. Kusnandar, and S. Martha, "Estimasi parameter metode weighted least square dalam mengatasi masalah heteroskedastisitas," *Bimaster*, vol. 9, no. 1, Jan. 2020.

[22] M. A. Aliu, F. Zubedi, L. Yahya, and F. A. Oroh, "The comparison of kernel weighting functions in geographically weighted logistic regression in modeling poverty in indonesia," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 18, no. 3, May 2022, art. no. 3.

[23] M. N. Lessani and Z. Li, "Enhancing the computational efficiency of the sgwr model and introducing its software implementation," *Annals of GIS*, vol. 31, no. 4, pp. 635–650, Oct. 2025.

[24] D. Yu *et al.*, "Seeing the forest and the trees: Holistic view of social distancing on the spread of covid-19 in china," *Applied Geography*, vol. 154, p. 102941, May 2023.

[25] I. Rubianti, "Evaluasi surveilans kasus penyebaran demam berdarah dengue di kota bima," *JUKEJ : Jurnal Kesehatan Jompa*, vol. 2, no. 1, pp. 138–142, Jun. 2023.

[26] detikbali, "11 desa di sumbawa barat krisis air bersih, 4.639 jiwa terdampak," detikbali. [Online]. Available: https://www.detik.com/bali/nusra/d-6995713/11-desa-di-sumbawa-barat-krisis-air-bersih-4-639-jiwa-terdampak (Accessed Jul. 28, 2025).

[27] E. Leontsini *et al.*, "A qualitative study of community perspectives surrounding cleaning practices in the context of zika prevention in el salvador: implications for community-based aedes aegypti control," *BMC Public Health*, vol. 20, no. 1, p. 1385, Sep. 2020.