

Pemodelan GWR Menggunakan Fungsi Pembobot *Adaptive Box-Car* Pada Angka Kesakitan DBD di Pulau Kalimantan Tahun 2023

Ni Luh Ayu Candra Dewi¹, Memi Nor Hayati², & Meirinda Fauziyah³

^{1,2,3}Laboratorium Statistika Terapan, FMIPA, Universitas Mulawarman

Keywords: Box-Car, DBD, GWR, WLS

Abstract:

Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan penyakit yang disebabkan oleh penyebaran virus *dengue* yang berkaitan dengan karakteristik suatu wilayah yang berbeda-beda. GWR merupakan pemodelan yang mempertimbangkan adanya aspek lokasi yang berbeda-beda sehingga akan menghasilkan penduga parameter yang bersifat lokal di setiap lokasi pengamatan. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan model GWR dan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap angka kesakitan DBD di kabupaten/kota di Pulau Kalimantan Tahun 2023. Penaksiran parameter model GWR menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) dengan fungsi kernel *adaptive box-car* sebagai pembobot spasial dan nilai *bandwidth* optimum ditentukan menggunakan kriteria *Cross-Validation* (CV). Hasil penelitian mendapatkan nilai koefisien determinasi model GWR sebesar 51,04%, yang nilai koefisien determinasinya lebih besar dibandingkan regresi linier berganda. Hasil estimasi parameter model GWR didapatkan model yang nilai koefisien determinasinya berbeda-beda di setiap lokasi pengamatan. Faktor-faktor yang berpengaruh signifikan adalah ketinggian di atas permukaan laut, ketidaktersediaan fasilitas buang air besar, dan jarak ke Ibu Kota Provinsi.

1. Pendahuluan

Analisis regresi dapat mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap model regresi yang telah terbentuk. Analisis regresi tidak mempertimbangkan terkait pengaruh aspek lokasi yang berbeda antar lokasi amatan. Analisis yang mempertimbangkan aspek lokasi yang berbeda adalah analisis regresi spasial (Yasin, dkk., 2020). Analisis regresi spasial digunakan pada tipe data spasial yaitu setiap lokasi amatan memiliki karakteristik yang berbeda-beda (Anselin, 1988). Salah satu pemodelan pada data spasial adalah model GWR yang mampu untuk memberikan hasil penduga parameter yang bersifat lokal di setiap lokasi amatan karena adanya pembobotan menggunakan fungsi kernel yang mempertimbangkan nilai jarak dan nilai *bandwidth* yang berbeda-beda untuk setiap lokasi amatan (Fotheringham dan Charlton 2002). Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan penyakit infeksi yang disebabkan oleh virus *dengue* yang penularannya melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* yang perkembangannya berbeda-beda di setiap wilayah.

Penelitian sebelumnya terkait pemodelan GWR terhadap penyakit DBD diantaranya pemodelan *incident rate* DBD di Indonesia terkait faktor lingkungan menggunakan fungsi kernel Gaussian (Amelia, dkk., 2020),



pemodelan GWR pada penyakit DBD di Semenanjung Malaysia (Sulekan, dkk., 2021), dan analisis distribusi spasial kejadian DBD dan faktor yang berpengaruh di Kota Pekanbaru (Giofandi, dkk., 2024), diketahui bahwa dengan menggunakan model GWR dapat menghasilkan nilai koefisien determinasi yang lebih besar dibandingkan dengan model RLB. Berdasarkan hal tersebut, penulis akan melakukan penelitian dengan menggunakan model GWR untuk memodelkan angka kesakitan DBD di Pulau Kalimantan Tahun 2023 menggunakan fungsi pembobot *Adaptive Kernel Box-Car*.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Analisis Regresi Linier Berganda

Analisis regresi adalah metode yang digunakan untuk menentukan pola hubungan suatu variabel dependen dengan satu atau dua lebih variabel independen (Sudjana, 2002). Model umum dari regresi linier berganda adalah sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

Asumsi *error* model regresi adalah identik, independen, dan berdistribusi normal dengan *mean* nol dan variansi konstan σ^2 atau $\varepsilon_i \sim IIDN(0, \sigma^2)$. Estimasi parameter model regresi linier berganda berdasarkan persamaan (1) menggunakan *Ordinari Least Square* (OLS) yaitu:

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2)$$

(Rencher dan Schaalje, 2008)

2.2 Georaphically Weighted Regression

Model GWR merupakan model regresi linier berganda yang menghasilkan penduga parameter yang bersifat lokal untuk setiap lokasi amatan. Model GWR dapat mengatasi permasalahan heterogenitas spasial karena adanya perbedaan kondisi tiap lokasi amatan. Model GWR pada lokasi ke- i adalah

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (3)$$

Penaksir parameter model GWR pada persamaan (3) menggunakan *Weighted Least Square* (WLS) yang memberikan pembobot spasial yang berbeda-beda di setiap lokasi amatan, yaitu:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \quad (4)$$

(Kemp, 2014)

2.3 Pembobot Spasial Model GWR

Pembobot spasial diperlukan untuk memberikan hasil estimasi atau penaksiran parameter yang berbeda pada lokasi yang berbeda. Pembobot spasial diperoleh dengan menggunakan jarak *euclidean*

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (5)$$

Setelah itu akan disajikan ke dalam bentuk matriks pembobot spasial

$$\mathbf{W}(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & w_{ij} & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & w_{nn} \end{bmatrix}$$

Dimana nilai w_{ij} dihitung dengan menggunakan fungsi kernel

Tabel 1. Fungsi Kernel

Kernel	w_{ij}	Kernel	w_{ij}
Gaussian	$w_j(u_i, v_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^2\right)$	Bisquare	$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq b_i \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > b_i \end{cases}$
Eksponensial	$w_j(u_i, v_i) = \exp\left(-\frac{ d_{ij} }{b_i}\right)$	Tricube	$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^3\right)^3, & \text{untuk } d_{ij} \leq b_i \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > b_i \end{cases}$
Box-Car	$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} 1, & \text{jika } d_{ij} < b_i \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > b_i \end{cases}$		

Ukuran nilai *bandwidth* optimum ditentukan dengan menggunakan nilai *Cross Validation* (CV)

$$CV = \sum_{i=1}^n \left[y_i - y_i(b_i) \right]^2 \quad (6)$$

b_i adalah *bandwidth* di lokasi ke- i (Fotheringham, et al., 2002). Ukuran kebaikan model GWR yang digunakan adalah koefisien determinasi (R^2)

$$R^2(u_i, v_i) = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} (y_j - \bar{y}) - \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_j - \hat{y}_j)^2}{\sum_{j=1}^n w_{ij} (y_j - \bar{y})^2} \quad (7)$$

2.4 Pengujian Signifikansi Model GWR

Pengujian kesesuaian model (*Goodness of Fit*) dilakukan untuk mengetahui apakah ada atau tidaknya perbedaan antara model regresi linier dengan model GWR. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

- H_0 : $\beta_k(u_i, v_i) = \beta_k$ (Tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi linier berganda dan model GWR)
- H_1 : $\beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k, k = 0,1,2, \dots, p$ dan $i = 0,1,2, \dots, n$ (Terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi linier berganda dan model GWR)

Tabel 2. ANAVA Signifikansi Model GWR

Sumber Variasi	Jumlah Kuadrat	Derajat Bebas	Rata-rata Kuadrat
Residual Regresi	$\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \mathbf{y}$	$n - p$	$\frac{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \mathbf{y}}{n - p}$
GWR	$\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{y}$	δ_s	$\frac{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{y}}{\delta_1}$
Residual GWR	$JKE(R) - JKE(GWR)$	τ_s	$\frac{JKE(R) - JKE(GWR)}{\tau_1}$

Dengan,

$$\begin{aligned}\tau_s &= tr \left(\left[(\mathbf{I} - \mathbf{H}) - (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \right]^s \right), s=1,2 \\ \delta_s &= tr \left(\left[(\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \right]^s \right), s=1,2\end{aligned}\quad (8)$$

Statistik uji pengujian kesesuaian model GWR adalah

$$F^* = \left(\frac{JKE(R) - JKE(GWR)}{\tau_1} \right) \bigg/ \left(\frac{JKE(GWR)}{\delta_1} \right) \quad (9)$$

Pengujian signifikansi parameter model GWR secara simultan. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui parameter secara keseluruhan mempengaruhi variabel dependennya dengan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

H_0 : $\beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_p(u_i, v_i) = 0$ (Variabel independen secara keseluruhan tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen)

H_1 : Minimal ada satu $\beta_k(u_i, v_i) \neq 0, k = 0,1,2, \dots p$ dan $i = 0,1,2, \dots n$ (Variabel independen secara keseluruhan berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen)

Statistik uji pengujian simultan model GWR adalah

$$F_{hitung} = \frac{JKE(X_0)}{df_1(X_0)} \bigg/ \frac{JKE(GWR)}{df_2(GWR)} \quad (10)$$

Pengujian simultan digunakan untuk mengetahui parameter apa saja yang secara signifikan mempengaruhi variabel dependen dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\beta_k(u_i, v_i) = 0$ (Variabel independen ke- k tidak berpengaruh terhadap variabel dependen)

H_1 : $\beta_k(u_i, v_i) \neq 0, k = 0,1,2, \dots p$ dan $i = 0,1,2, \dots n$ (Variabel independen ke- k berpengaruh terhadap variabel dependen)

Statistik uji pengujian parsial model GWR adalah

$$t = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\sigma_{GWR} \sqrt{C_{kk}}} \quad (11)$$

2.5 Angka Kesakitan DBD

Angka kesakitan DBD adalah angka yang menunjukkan kasus penyakit DBD dalam suatu populasi penduduk. Angka kesakitan adalah angka jumlah orang sakit dibagi dengan jumlah total populasi selama periode waktu tertentu dikalikan dengan konstanta (Kementerian Kesehatan RI, 2017).

3. Metode Penelitian

3.1 Variabel Penelitian

Variabel dependen pada penelitian ini adalah Angka Kesakitan DBD (y). Variabel independen dalam penelitian ini adalah kepadatan penduduk (x_1), data sumur tak terlindungi (x_2), data ketinggian dari permukaan laut (x_3), data ketidaktersediaan fasilitas buang air besar (x_4), dan jarak ke Ibu kota Provinsi (x_5). Variabel lokasi geografis adalah koordinat lokasi pengamatan (u_i, v_i) dengan u_i menyatakan letak

garis lintang dan v_i menyatakan letak garis bujur. Data penelitian yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Publikasi Provinsi Dalam Angka Badan Pusat Statistik Tahun 2024.

3.2 Langkah-langkah Penelitian

1. Melakukan analisis statistika deskriptif
2. Menentukan dan penaksiran parameter model RLB dengan metode OLS
3. Melakukan pengujian signifikansi parameter
4. Melakukan pendeteksian multikolinieritas dan pengujian asumsi klasik model RLB
5. Menghitung nilai jarak *eulidean* dan nilai *bandwidth* optimum setiap lokasi
6. Menentukan matriks pembobot dengan fungsi pembobot *adaptive kernel Box-Car*
7. Melakukan estimasi parameter model GWR di setiap amatan dengan metode WLS
8. Melakukan pengujian kesesuaian dan pengujian signifikansi model GWR
9. Melakukan pengecekan kriteria kelayakan model menggunakan koefisien determinasi

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif yang disajikan, yaitu nilai minimum, nilai maksimum, nilai rata-rata, dan standar deviasi. Statistika deskriptif angka kesakitan demam berdarah dan faktor-faktor yang mempengaruhinya Tahun 2023 disajikan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Statistika Deskriptif Data Penelitian

Variabel Penelitian	Nilai Minimum	Nilai Maksimum	Rata-rata	Standar Deviasi
y	3,750	567	159,670	104,222
x_1	2	6774,690	374,950	1187,762
x_2	0	18,760	2,980	4,678
x_3	1	275	31,340	47,072
x_4	0	15,530	3,130	3,196
x_5	0	686	217,800	170,026

4.2 Penaksiran Parameter Model RLB

Model awal regresi linier berganda yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \beta_4 x_{i4} + \beta_5 x_{i5} + \varepsilon_i, \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (12)$$

Penaksiran parameter model RLB menggunakan metode OLS berdasarkan Persamaan (2), maka model RLB yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = 89,8468 - 0,0098x_{i1} - 1,3208x_{i2} + 0,9423x_{i3} + 7,6768x_{i4} + 0,1097x_{i5} \quad (13)$$

Nilai koefisien determinasi model regresi pada persamaan sebesar 0,4013 menyatakan bahwa 40,13% variasi yang terjadi pada data angka kesakitan DBD disebabkan oleh variabel yang digunakan dalam penelitian dan sisanya belum masuk kedalam penelitian.

4.3 Pengujian Signifikansi Model RLB

Pengujian parameter secara simultan dilakukan untuk mengetahui apakah variabel independen secara keseluruhan berpengaruh terhadap variabel dependen. Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0, k = 1, 2, 3, 4, 5$$

Hasil perhitungan pengujian signifikansi secara simultan disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Statistik Uji Secara Simultan Model Regresi Linier Berganda

F_{hitung}	$F_{5,50}$	$p - value$	Keputusan
6,702	2,400	$7,548 \times 10^{-05}$	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 4. didapatkan keputusan yaitu H_0 ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa seluruh variabel independen secara simultan berpengaruh terhadap angka kesakitan DBD. Pengujian parameter secara parsial digunakan untuk mengetahui apakah variabel-variabel independen berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen secara parsial. Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0 : \beta_k \neq 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0, k = 0, 1, 2, 3, 4, 5$$

Hasil perhitungan pengujian signifikansi secara parsial disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Statistik Uji Secara Parsial Model Regresi Linier Berganda

Variabel	t_{hit}	$t_{0,05;50}$	$p - value$	Keputusan
y	3,713	1,675	0,000	H_0 ditolak
x_1	-0,954	1,675	0,3448	H_0 gagal ditolak
x_2	-0,535	1,675	0,594	H_0 gagal ditolak
x_3	3,737	1,675	0,000	H_0 ditolak
x_4	2,074	1,675	0,043	H_0 ditolak
x_5	1,485	1,675	0,143	H_0 gagal ditolak

Berdasarkan Tabel 5. disimpulkan bahwa ketinggian permukaan dari permukaan air laut dan ketidaktersediaan tempat buang air besar masing-masing secara parsial berpengaruh terhadap angka kesakitan DBD.

4.4 Pendeteksian Multikolinieritas

Pendeteksian Multikolinieritas dilakukan untuk melihat apakah terdapat hubungan linier antar variabel independen dalam model regresi menggunakan nilai VIF.

Tabel 6. Nilai VIF Setiap Variabel Independen

Variabel	VIF	Indikasi
x_1	1,166	Tidak terjadi multikolinieritas
x_2	1,023	Tidak terjadi multikolinieritas
x_3	1,083	Tidak terjadi multikolinieritas
x_4	1,076	Tidak terjadi multikolinieritas
x_5	1,213	Tidak terjadi multikolinieritas

4.5 Pengujian Asumsi Klasik Model RLB

Pengujian asumsi normalitas *error* dilakukan untuk mengetahui apakah nilai *error* berdistribusi normal atau tidak. Hipotesis pengujian asumsi normalitas residual adalah

H_0 : *Error* berdistribusi normal

H_1 : *Error* tidak berdistribusi normal

Hasil perhitungan pengujian normalitas disajikan pada Tabel 4.5 sebagai berikut:

Tabel 7. Nilai Statistik Uji Normalitas Error

D	$D_{0,05;56}$	$p - value$	Keputusan
0,069	0,180	0,932	H_0 gagal ditolak

Berdasarkan Tabel 7. diambil keputusan H_0 gagal ditolak sehingga diketahui bahwa *error* berdistribusi normal. Pengujian asumsi non autokorelasi dilakukan untuk melihat apakah dalam model regresi terdapat korelasi antara *error*. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian non autokorelasi

H_0 : Tidak terjadi autokorelasi pada model *error*

H_1 : Terjadi autokorelasi pada model *error*

Hasil perhitungan pengujian normalitas disajikan pada Tabel 4.6 sebagai berikut:

Tabel 8. Nilai Statistik Uji Autokorelasi

DW	D_U	$4 - D_U$	$p - value$	Keputusan
2,408	0,176	3,823	0,154	H_0 gagal ditolak

Berdasarkan Tabel 8. diambil keputusan H_0 gagal ditolak sehingga diketahui bahwa tidak terjadi autokorelasi pada model *error*. Pengujian heterogenitas bertujuan untuk mengetahui apakah data variabel dependen merupakan data spasial. Hipotesis yang digunakan adalah

H_0 : $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$

H_1 : minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq 0, i = 1, 2, \dots, 56$

Hasil perhitungan pengujian normalitas disajikan pada Tabel 4.7 sebagai berikut:

Tabel 9. Nilai Statistik Uji Heterogenitas

BP	$\chi_{0,05;5}^2$	$p - value$	Keputusan
5,054	11,070	0,024	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 9. diambil keputusan H_0 ditolak sehingga diketahui bahwa terjadi heterogenitas spasial pada data pengamatan. Untuk mengatasi permasalahan heterogenitas spasial maka akan dilanjutkan pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR).

4.6 Nilai Jarak Euclidean

Perhitungan jarak *euclidean* dilakukan berdasarkan nilai *latitude* dan *longitude* masing-masing kabupaten/kota diperoleh nilai jarak *euclidean* sebagai berikut:

Tabel 10. Jarak Euclidean

Lokasi (<i>i</i>)	(j)				
	$d_{i,1}$	$d_{i,2}$	$d_{i,3}$	...	$d_{i,56}$
1	0	1,628	1,561	...	2,352
2	1,628	0	1,319	...	2,656
3	1,561	1,319	0	...	3,566
4	2,705	2,058	1,145	...	4,603
5	4,189	3,023	2,691	...	5,668
6	0,709	1,489	0,908	...	2,975
7	2,558	0,949	2,074	...	3,032
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
56	2,352	2,656	3,566	...	0

4.7 Nilai Bandwidth

Pemilihan ukuran *bandwidth* yang optimum menjadi salah satu hal yang sangat penting karena akan mempengaruhi ketepatan hasil pembobot. Nilai *bandwidth* yang diperoleh sebagai berikut:

Tabel 11. Nilai Bandwidth

Lokasi	Bandwidth
1	1,456
2	1,710
3	2,161
4	2,705
5	2,821
6	1,752
⋮	⋮
56	1,291

Nilai *bandwidth* yang berbeda-beda di setiap lokasi pengamatan disebabkan karena pada penelitian ini fungsi pembobot yang digunakan adalah *adaptive kernel Box-Car*.

4.8 Pembobot Spasial

Nilai pembobot spasial digunakan untuk memperoleh nilai estimasi parameter yang berbeda-beda di setiap lokasi pengamatan. Perhitungan nilai pembobot spasial menggunakan fungsi *adaptive kernel Box-Car*. Contoh perhitungan nilai pembobot spasial adalah sebagai berikut:

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} 1 & , \text{jika } |d_{ij}| < b_i \\ 0 & , \text{jika } |d_{ij}| > b_i \end{cases}$$

$$w_{1,1} = 0 < 1,356 \quad \text{dan} \quad w_{1,2} = 1,628 > 1,356 \\ w_{1,1} = 1 \quad \quad \quad w_{1,2} = 0$$

Hasil pembobot spasial disajikan dalam bentuk matriks pembobot spasial sebagai berikut:

$$\mathbf{W}(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

4.9 Penaksiran Parameter Model GWR

Penaksiran parameter model GWR dengan metode WLS berdasarkan Persamaan 4 adalah

Tabel 12. Nilai Penaksiran Parameter Model GWR

Lokasi	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
1	122,661	-0,011	-0,752	-0,780	10,247	0,111
2	124,445	-0,011	-0,948	-0,871	10,861	0,110
3	113,791	-0,010	-1,405	-0,394	11,484	0,106
4	108,967	-0,010	-1,115	-0,391	11,453	0,116
5	108,967	-0,010	-1,115	-0,391	11,453	0,116
6	122,661	-0,011	-0,752	-0,780	10,247	0,111
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
56	83,809	-0,004	1,710	1,047	-5,706	0,227

4.10 Pengujian Signifikansi Model GWR

Pengujian kesesuaian model (*Goodness of Fit*) dilakukan untuk mengetahui apakah ada atau tidaknya perbedaan antara model regresi linier dengan model GWR. Hipotesis yang digunakan

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k, k = 1, 2, 3, 4, 5 \text{ dan } i = 1, 2, \dots, 56$$

Hasil perhitungan pengujian normalitas disajikan pada Tabel 4.11 sebagai berikut:

Tabel 13. Nilai Statistik Uji Kesesuaian Model GWR

F^*	$F_{0,05;26;56}$	$p - value$	Keputusan
7,685	1,693	$1,056 \times 10^{-10}$	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 13. didapatkan keputusan yaitu H_0 ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi linier berganda dan model GWR. Selanjutnya akan dilakukan pengujian secara simultan dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \cdots = \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0, k = 1, 2, 3, 4, 5 \text{ dan } i = 1, 2, \dots, 56$$

Hasil perhitungan pengujian normalitas disajikan pada Tabel 4.12 sebagai berikut:

Tabel 14. Nilai Statistik Pengujian Simultan Model GWR

F_{hitung}	$F_{0,05;51;56}$	$p - value$	Keputusan
0,910	0,366	0,027	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 14. didapatkan keputusan bahwa H_0 ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel dependen secara keseluruhan berpengaruh signifikan terhadap variabel independen. Selanjutnya pengujian signifikansi parameter secara parsial yang bertujuan untuk mengetahui parameter apa saja yang secara signifikan mempengaruhi variabel dependen dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0, k = 0, 1, 2, \dots, 5 \text{ dan } i = 0, 1, 2, \dots, 56$$

Hasil perhitungan pengujian normalitas disajikan pada Tabel 4.13 sebagai berikut:

Tabel 15. Nilai Statistik Uji Secara Parsial Model GWR

Lokasi	Nilai statistik uji t					
	Konstanta	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	3,803*	-0,583	-0,135	3,632*	1,299	1,678
2	3,838*	-1,007	-0,126	3,572*	1,452	1,746*
3	3,838*	-1,007	-0,126	3,572*	1,452	1,746*
4	3,838*	-1,007	-0,126	3,572*	1,452	1,746*
5	3,789*	-0,999	-0,188	3,551*	1,623	1,770*
6	3,803*	-0,583	-0,135	3,632*	1,299	1,678
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
56	3,310*	-0,873	-0,470	3,697*	1,861*	1,699*

Berdasarkan hasil pengujian parsial dapat diketahui bahwa setiap lokasi pengamatan memiliki faktor-faktor berbeda yang berpengaruh terhadap angka kesakitan DBD.

4.11 Kriteria Kelayakan Model GWR

Kriteria kelayakan model GWR menggunakan nilai koefisien determinasi untuk melihat seberapa besar kemampuan model GWR menerangkan variasi yang terjadi pada model dibandingkan dengan model RLB. Perbandingan nilai koefisien determinasi disajikan pada Tabel 16.

Tabel 16. Perbandingan Nilai R^2

Model	R^2
RLB	0,401
GWR	0,510

Berdasarkan Tabel 16. diketahui bahwa model GWR lebih baik dibandingkan dengan model RLB. Hal ini dikarenakan pada model GWR mampu untuk meningkatkan nilai koefisien determinasi.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis diketahui bahwa model GWR dengan fungsi pembobot *adaptive kernel Box-Car* yang dihasilkan pada angka kesakitan DBD di 56 kabupaten/kota di Pulau Kalimantan pada tahun 2023 berbeda-beda di setiap lokasi pengamatan dan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap angka kesakitan DBD di Kabupaten/Kota di Pulau Kalimantan pada Tahun 2023 berdasarkan model GWR adalah ketinggian di atas permukaan laut, ketidaktersediaan tempat buang air besar, dan jarak dari ibu kota kabupaten/kota ke ibu kota provinsi. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka saran untuk penelitian selanjutnya adalah dapat menggunakan variabel penelitian lainnya yang dapat meningkatkan nilai koefisien determinasi model GWR.

Daftar Pustaka

- Anselin, L. (1992). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Fotheringham, A.S, Brunsdon, dan M. Charlton. (2002). *Geographically Weighted Regression*. Chichester: John Wiley and Sons.
- Kemp, K. (2014). Geographically Weighted Regression (GWR). In *Encyclopedia of Geographic Information Science*.
- Rencher, C.A. & Schaalje, G.B. (2008). *Linear Models in Statistics*, 2nd edition. Hoboken: Wiley

- Sulekan, A., Suhaila, J., & Wahid, N. A. A. (2021). Geographically Weighted Regression on dengue epidemic in Peninsular Malaysia. *Journal of Physics: Conference Series*, 1988(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1988/1/012099>
- Giofandi, E. A., Purwantiningrum, Madino, F., Lumbantobing, A. (2024). Analisis Faktor Spasial Terhadap Kejadian Demam Berdarah Dengue Menggunakan Pendekatan *Geographically Weighted Regression* di Kota Pekanbaru, Provinsi Riau. *Jurnal Ilmu Lingkungan*. Volume 22 Issue 1 (2024):50-59. ISSN 1829-8907.
- Amelia, Kiki., Asril, O. L., & Febrianti, L. (2020). Pemodelan *Incident Rate* Demam Berdarah Dengue di Indonesia yang Berkaitan dengan Faktor Lingkungan Menggunakan Metode *Geographically Weighted Regression* (GWR). *Ekologia: Jurnal Ilmiah Dasar dan Lingkungan Hidup*. Volume 20, Nomor 2 (2020) Halaman 64-73ISSN: 1411-9447 (Print) 2686-4894 (Online)
- Yasin, H., Warsito, B., & Hakim, A.R. (2020). *Regresi Spasial (Aplikasi dengan R)*. Wade Group National Publishing