

**PEMODELAN GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION
DENGAN PEMBOBOT ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL
DAN ADAPTIVE BISQUARE KERNEL
(Studi Kasus: Data Kasus Dbd Di Indonesia Tahun 2019)**

Herlina¹⁾, Indah Manfaati Nur²⁾, Prizka Rismawati Arum³⁾
¹²³⁾Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Muhammadiyah Semarang
Email: herlinastik@gmail.com

Abstrak

Penyakit Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di Indonesia merupakan salah satu jenis penyakit endemis yang penyebarannya semakin luas. Upaya yang dapat dilakukan untuk mengatasi masalah tersebut adalah mengidentifikasi karakteristik penyakit DBD dari masing-masing wilayah di Indonesia. Metode analisis yang digunakan dalam penelitian ini yaitu metode *Geographically Weighted Regression* (GWR). GWR merupakan pengembangan dari model regresi global yang digunakan untuk menganalisis heterogenitas spasial dengan melibatkan unsur matriks pembobot seperti pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* dan *Adaptive Bisquare Kernel*. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh metode terbaik antara pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* dan pembobot *Adaptive Bisquare Kernel*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GWR dengan fungsi pembobot *adaptive bisquare kernel* lebih baik digunakan dalam memodelkan jumlah kasus DBD di Indonesia tahun 2019 dengan nilai R^2 sebesar 0.9703 dan nilai AIC sebesar 575.8188.

Kata Kunci: *Adaptive Bisquare Kernel, Adaptive Gaussian Kernel, Demam Berdarah Dengue, Geographically Weighted Regressio, Spasial.*

Abstract

Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) in Indonesia is a type of endemic disease whose spread is increasingly widespread. Efforts that can be made to overcome this problem are identifying the characteristics of DHF from each region in Indonesia. The method of analysis used in this study is the Geographically Weighted Regression (GWR) method. GWR is a development of a global regression model that is used to analyze spatial heterogeneity by involving weighting matrix elements such as the Adaptive Gaussian Kernel weight and the Adaptive Bisquare Kernel. This study aims to obtain the best method between Adaptive Gaussian Kernel weighting and Adaptive Bisquare Kernel weighting. The results show that the GWR model with the adaptive bisquare kernel weighting function is better used in modeling the number of dengue cases in Indonesia in 2019 with an R^2 value of 0.9703 and an AIC value of 575.8188.

Keywords: *Adaptive Bisquare Kernel, Adaptive Gaussian Kernel, Dengue Hemorrhagic Fever, Geographically Weighted Regression, Spatial.*

PENDAHULUAN

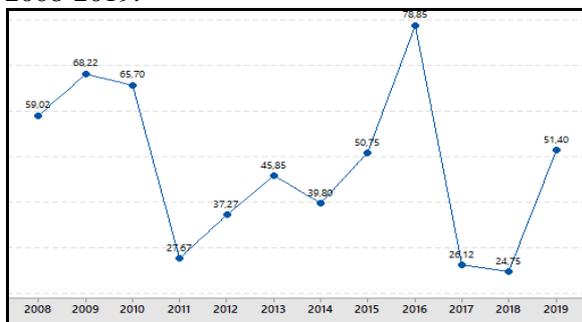
Statistika adalah suatu metode atau ilmu yang mempelajari tentang proses pengumpulan, pengolahan, penganalisisan, penyajian dan penginterpretasian data. Salah satu alat statistika yang dapat digunakan dalam menganalisis suatu data adalah analisis regresi. Analisis regresi merupakan metode statistika yang digunakan untuk membentuk model hubungan antara peubah terikat (Y) dengan satu atau lebih peubah bebas (X) (Kurniawan, 2008). Metode

estimasi yang sering digunakan pada analisis regresi linear adalah Metode *Ordinary Least Square* (OLS). Menurut Permai, (2016) Model regresi linear disebut juga model regresi global karena nilai estimasi parameter model dari OLS diasumsikan bernilai sama atau konstan untuk semua titik (lokasi) di dalam wilayah penelitian. Akan tetapi terkadang kondisi data pada lokasi yang satu tidak sama dengan kondisi lainnya. Adanya perbedaan kondisi pada lokasi tersebut dipengaruhi oleh aspek spasial. Data yang

mangandung aspek spasial apabila diterapkan pada regresi global dapat menyebabkan terjadinya heterogenitas spasial, sehingga hasil analisis data menjadi tidak akurat karena asumsi error saling bebas tidak terpenuhi. Mengindari permasalahan tersebut maka diperlukan analisis regresi yang mampu melibatkan aspek spasial atau lokasi dalam pemodelannya, seperti *Geographically Weighted Regression* (GWR).

GWR merupakan pengembangan dari model regresi Global yang digunakan untuk menganalisis heterogenitas spasial (Fothering dkk, 2002). Metode GWR menggunakan unsur matriks pembobot (W_i) dalam pemodelannya dalam hal ini *Adaptive Gaussian Kernel* dan *Adaptive Bisquare Kernel*. Peran pembobot pada model GWR sangat penting karena nilai pembobot ini mewakili letak data observasi satu dengan lainnya. GWR dapat diterapkan di berbagai bidang kehidupan, salah satunya yaitu pada bidang kesehatan yakni masalah penyakit DBD.

Penyakit DBD di Indonesia merupakan salah satu jenis penyakit endemis yang jumlah penderitanya penyebarannya semakin luas. Berdasarkan data Kemenkes RI (2019) jumlah kasus penyakit DBD di Indonesia pada tahun 2019 sebanyak 137,761 kasus dengan jumlah kematian sebanyak 917 orang dan angka kesakitan atau *incidence rate* (IR) 51,4 per 100.000 penduduk. Jumlah kasus DBD pada tahun 2019 telah mengalami peningkatan dibandingkan jumlah kasus tahun 2018 yakni sebesar 65,602 kasus. Jumlah kematian akibat DBD dan IR tahun 2019 juga ikut meningkat dari tahun 2018 yakni sebesar 467 kematian dan IR sebesar 24,75. Berikut tren angka kesakitan (IR) DBD per 100.000 penduduk selama kurun waktu 2008-2019.



Gambar 1. Grafik Angka Kesakitan DBD di Indonesia Tahun 2008-2018

Berdasarkan grafik diatas diketahui bahwa selama kurun waktu 10 tahun terakhir mulai tahun 2008 angka kesakitan DBD cenderung tinggi sampai tahun 2010 kemudian

mengalami penurunan drastik di tahun 2011 sebesar 27,67 per 100.000 penduduk dan meningkat kembali hingga tahun 2016 sebesar 78,85 per 100.000 penduduk, namun mulai menurun pada tahun 2017 hingga tahun 2018 sebesar 24,75 per 100.000 penduduk, kemudian pada tahun 2019 angka kesakitan DBD kembali meningkat sebesar 51,40 per 100.000 penduduk.

Beberapa penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat penyebaran penyakit DBD pada umumnya telah banyak dilakukan, seperti penelitian yang dilakukan oleh Utami, T.W (2013) dengan judul analisis regresi binomial negatif untuk mengatasi overdispersi regresi poisson pada kasus demam berdarah dengue. Penelitian oleh Sari E.A, dkk (2020) untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi penyebaran penyakit DBD di Indoensia tahun 2018 dengan analisis regresi OLS dan robust MM. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode robust MM lebih baik dari pada metode OLS karena semua faktor yang digunakan signifikan dengan nilai R^2 yang lebih besar yaitu sebesar 0,16881. Menurut Sugiyono (2014) suatu R^2 dikatakan baik jika nilainya diatas 0,5. Namun pada penelitian tersebut diperoleh nilai R^2 sebesar 0,16881 artinya model yang dihasilkan kurang baik hal ini dikarenakan adanya faktor lain yang mempengaruhi kejadian DBD dan belum dimasukkan dalam penelitian tersebut, seperti faktor geografis atau faktor lokasi dari angka penyebaran penyakit DBD di Indoensia, Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian untuk melihat faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat penyebaran penyakit DBD di Indonesia tahun 2019 dengan melibatkan faktor geografis atau faktor lokasi menggunakan pendekatan GWR.

Penelitian sebelumnya mengenai metode GWR telah banyak dilakukan seperti penelitian oleh Lutfiani, N (2017) dengan judul Pemodelan GWR dengan fungsi Kernel *Gaussian* dan *Bisquare*. Dari model tersebut diperoleh bahwa model dengan kernel *Gaussian* lebih baik digunakan dalam memodelkan jumlah penduduk miskin di Provinsi Jateng 2014 dibandingkan model dengan kernel *Bisquare*.

Berdasarkan uraian diatas maka penulis sangat tertarik untuk melakukan penelitian mengenai pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian kernel* dan *Adaptive Bisquare kernel*. Adapun tujuan yang dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Untuk Mengetahui karakteristik data kejadian Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di Indonesia pada tahun 2019
2. Untuk memodelkan jumlah kasus demam berdarah *Dengue* (DBD) di Indonesia tahun 2019 menggunakan metode GWR dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian kernel* dan *Adaptive Bisquare kernel*.
3. Untuk mendapatkan pemodelan terbaik dalam menggambarkan kejadian Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di Indonesia tahun 2019

TINJAUAN PUSTAKA

1. Analisis Regresi Linear Berganda

Pada umumnya persoalan penelitian yang menggunakan analisis regresi memerlukan lebih dari satu variabel bebas dalam model regresinya. Model yang dapat digunakan untuk persoalan seperti ini adalah model regresi linear berganda. Model regresi linear berganda secara umum dinyatakan sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

Menggunakan notasi matriks, maka persamaan (2.1) dapat ditulis sebagai berikut (Waipole & Myers, 1995):

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

Dengan bentuk sederhana, persamaan (2.10) dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

dimana:

\mathbf{Y} : matriks variabel tak bebas berukuran $n \times 1$.

\mathbf{X} : matriks variabel bebas berukuran $n \times (p + 1)$.

$\boldsymbol{\beta}$: matriks koefisien regresi berukuran $(p + 1) \times 1$

$\boldsymbol{\varepsilon}$: matriks galat berukuran $n \times 1$.

2. Data Spasial

Menurut Fotheringham A S *et al* (2000) data spasial terdiri atas observasi beberapa fenomena yang memiliki beberapa kecenderungan spasial. Data spasial merupakan data yang berorientasi geografis yang memiliki sistem koordinat tertentu sebagai dasar referensinya, sehingga dapat disajikan didalam sebuah peta. Data spasial dapat diperoleh dari berbagai disiplin ilmu seperti, ilmu sosial, ilmu lingkungan dan ilmu ekonomi (Arumsari, 2011).

3. Pengujian Efek Spasial

Efek spasial adalah ketergantungan yang terjadi akibat adanya korelasi antar wilayah. Adanya efek spasial merupakan hal yang sering terjadi antara suatu wilayah dengan wilayah lainnya. Menurut Anselin (1988) efek spasial yang dihasilkan oleh informasi antar lokasi dapat dibagi menjadi dua jenis, yaitu dependensi spasial dan heterogenitas spasial.

4. Model GWR

Geographically Weighted Regression (GWR) merupakan pengembangan dari regresi linear, dimana setiap parameter dihitung pada setiap lokasi pengamatan sehingga penduga parameter yang dihasilkan sesuai dengan jumlah lokasi yang digunakan atau dengan kata lain penduga parameter memiliki nilai yang berbeda-beda dengan lokasi lainnya (Fotheringham *et al.*, 2002). Adapun Model untuk *Geographically Wighted Regression* (GWR) sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i$$

dimana

Y_i : Nilai variabel respon pada titik lokasi pengamatan ke- i

$\beta_0(u_i, v_i)$: Konstanta/*intercept* GWR

$\beta_k(u_i, v_i)$: Koefisien regresi ke- k pada titik lokasi pengamatan ke- i

u_i, v_i : Titik koordinat lintang dan bujur pada lokasi pengamatan ke- i

X_{ik} : Nilai variabel prediktor ke- k pada titik lokasi pengamatan ke- i

ε_i : Error pada titik lokasi ke- i

5. Pembobot GWR

Peran pembobot pada model GWR sangat penting karena nilai pembobot ini mewakili letak data observasi satu dengan lainnya. Pembobotan sendiri dapat dilakukan dengan metode yang berbeda-beda, diantaranya menggunakan fungsi kernel (Chasco *et al.* 2007). Menurut Fotheringham (2020) terdapat tiga jenis fungsi *kernal adaptive* yang dijadikan sebagai pembobot spasial dalam analisis dengan GWR namun dalam penelitian ini hanya digunakan dua fungsi pembobot yaitu:

1. Adaptive Gaussian Kernel

Matriks pembobot fungsi *adaptive gaussian kernel* dinyatakan dengan formula sebagai berikut.

$$W_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{h_i} \right)^2 \right]$$

2. Adaptive Bisquare Kernel

Dalam menghitung fungsi pembobot *adaptive bisquare kernel* dapat dilakukan dengan perhitungan berikut (Chasco, et al., 2007)

$$W_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i} \right)^2 \right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases}$$

dimana konstan b adalah parameter penghalus (*bandwidth*) yang mengontrol seberapa jauh radius yang masih mempengaruhi lokasi ke- i . d_{ij} adalah fungsi jarak *euclidean* yang didefinisikan dengan:

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

Jika pembobot yang digunakan adalah fungsi kernel maka pemilihan *bandwidth* ini sangatlah penting. Menurut Bravendi (2018), ketika *bandwidth* terlalu besar, pembobot akan menjadi sangat kecil. Ketika *bandwidth* kecil maka, pembobot akan menjadi sangat besar. Oleh karena itu pemilihan *bandwidth* optimum menjadi penting karna akan mempengaruhi ketetapan model terhadap data. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum adalah menggunakan *Cross Validation* (CV) yang didefinisikan sebagai berikut (Fotheringham, et al., 2002):

$$CV = \sum [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2$$

dengan $\hat{y}_{\neq i}(b)$ adalah nilai estimasi \hat{y}_i dimana pengamatan dilokasi i dihilangkan dari proses penaksiran dan n adalah banyaknya sampel. *Bandwidth* yang optimal ditunjukkan dengan nilai CV minimum.

6. Pengujian Parameter Model GWR

Pengujian model GWR terdiri dari dua macam, yaitu uji kesesuaian antara model model GWR (*Goodness of Fit*) dan uji parsial model GWR.

1. Uji Kesesuaian Model (*Goodness of Fit*)

Pengujian kesesuaian model bertujuan untuk menjelaskan apakah model GWR dapat menjelaskan lebih baik dibandingkan model regresi linier atau tidak. Adapun statistik uji yang digunakan dalam pengujian kesesuaian model GWR adalah sebagai berikut:

$$F^* = \frac{SSE(H_1)/df_1}{SSE(H_2)/df_2}$$

2. Uji Parsial Model GWR

Pengujian parameter model GWR dilakukan dengan menguji parameter secara parsial. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui parameter mana saja yang signifikan mempengaruhi variabel responnya.

$$\hat{\beta}_k = \frac{(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{c_{kk}}}$$

7. Pemilihan Model Terbaik

7.1 Koefisien Determinansi (R^2)

Koefisien determinasi (R^2) adalah sumbangan pengaruh yang diberikan variabel bebas terhadap variabel terikat. Menurut Gujarati (1993). Berikut rumus dari koefisien determinasi adalah sebagai berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

7.2 Akaike Information Criterion (AIC)

AIC dalam *Acquah* (2013) adalah suatu ukuran informasi yang berisi pengukuran terbaik dalam uji kelayakan estimasi model. AIC digunakan untuk memilih model terbaik diantara model-model yang diperoleh.

$$AIC = -2 \log(L) + 2p$$

METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Profil Kesehatan Republik Indonesia Tahun 2019 dan Badan Pusat Statistika (2020). Unit observasi yang digunakan adalah seluruh Provinsi di Indonesia yaitu sebanyak 34 Provinsi.

Adapun variabel-variabel dalam penelitian ini dapat dilihat dalam Tabel sebagai berikut:

Tabel 1 Definisi Operasional Variabel

Variabel	Nama Variabel
Y	Jumlah Kasus DBD
X1	Kepadatan Penduduk
X2	Suhu
X3	Presentase Rumah Tangga Kumuh
X4	Jumlah Puskesmas

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

dapat disimpulkan bahwa terjadi heterogenitas spasial antar wilayah provinsi.

5. Analisis Regresi Spasial dengan (GWR)

Proses awal yang dilakukan dalam pemodelan GWR adalah menghitung jarak *euclid* antar lokasi amatan yang satu dengan lokasi amatan yang lain. Berikut ini contoh hasil perhitungan jarak antara provinsi Aceh (u_1, v_1) ke provinsi Sumatera Utara (u_2, v_2) yang disimbolkan dengan (d_{12}) .

$$d_{(1,2)} = \sqrt{(4,695153 - 2,115355)^2 + (96,7479 - 99,5451)^2}$$

$$d_{(1,2)} = \sqrt{14,479593} = 3,805206$$

Setelah diperoleh jarak antar lokasi amatan (d_{ij}) , kemudian dilanjutkan dengan menentukan nilai *bandwidth* optimum menggunakan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*. Pemilihan *bandwidth* optimum dilakukan dengan metode *Cross Validation* (CV). Adapun hasil perhitungan *bandwidth* optimum masing-masing pembobot dapat dilihat pada tabel 4.6 sebagai berikut:

Tabel 4. Nilai Bnadwidth Optimum

Provinsi	Gaussian	Bisquare
Aceh	9.697567e+00	1.784945e+01
Sumut	5.980095e+00	1.422123e+01
Sumbar	3.694637e+00	1.201584e+01
Riau	4.175464e+00	1.156486e+01
Jambi	2.991968e+00	9.560273e+00
Sumsel	3.274745e+00	9.479035e+00
Bengkulu	3.732108e+00	1.040662e+01
Lampung	3.338207e+00	8.909750e+00
Bangka B	3.859982e+00	8.008987e+00
Kep. Riau	7.535915e+00	9.883502e+00
DKI Jakarta	4.613189e+00	8.803445e+00
Jawa Barat	7.090825e+05	7.090873e+05
Jateng	5.565972e+00	9.998351e+00
Yogyakarta	7.875295e+05	7.875343e+05
Jawa Timur	5.741680e+00	9.219890e+00
Banten	6.405735e+05	6.405783e+05
Bali	6.290938e+00	9.933544e+00
NTB	8.652845e+05	8.652893e+05
NTT	6.634497e+00	1.081804e+01
Kalbar	5.485970e+00	8.160388e+00
Kalteng	5.690568e+00	7.996738e+00
Kalsel	4.730110e+00	8.072136e+00
Kaltim	4.687190e+00	9.064676e+00
Kalut	6.452267e+00	1.124865e+01
Sulut	5.460567e+00	1.031896e+01
Sulteng	3.021668e+00	9.145641e+00

Provinsi	Gaussian	Bisquare
Sulsel	4.864023e+00	8.915826e+00
Sultra	4.741790e+00	9.312593e+00
Gorontalo	4.931244e+00	1.023648e+01
Sulbar	4.164626e+00	8.304209e+00
Maluku	8.011369e+00	1.517647e+01
Maluku Utara	6.541479e+00	1.284141e+01
Papua Barat	1.011812e+01	1.784368e+01
Papua	1.538950e+01	2.304187e+01

Berdasarkan tabel 4, diketahui bahwa nilai *bandwidth* optimum yang dihasilkan dari fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* berbeda untuk setiap lokasi pengamatan. Artinya tiap lokasi pengamatan memiliki lingkaran radius yang berbeda-beda yang dianggap berpengaruh secara optimal dalam membentuk parameter model tiap lokasi pengamatan. Setelah didapatkan nilai *bandwidth* yang optimum langkah selanjutnya yaitu membentuk matriks pembobot tiap-tiap lokasi pengamatan berdasarkan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* untuk membuat estimasi model GWR, sehingga model yang dimiliki oleh tiap provinsi di Indonesia berbeda-beda. Adapun hasil estimasi parameter model dengan GWR dapat dilihat pada tabel berikut ini.

Tabel 5. Hasil Estimasi Parameter

Variabel	Gaussian		Bisquare		Global
	Minimum	Maximum	Minimum	Maximum	
Intercept	-2.8224e+04	3.7665e+04	-4.3029e+04	5.5603e+04	12598.8142
X1	-4.4288e+00	9.4055e-01	-1.6715e+01	9.5052e+00	0.4464
X2	-1.5231e-03	8.6376e+02	-2.1563e+03	1.2724e+03	-604.1650
X3	3.3565e-01	1.0849e+02	-7.8322e+01	1.7663e+02	61.4326
X4	2.3028e+00	1.6572e+01	9.9402e-01	1.8982e+01	15.1857
R-square Gaussian = 0.9041236					
R-square Bisquare = 0.9702512					

6. Uji Kesesuaian Model GWR

Berikut merupakan hasil perhitungan dari uji kesesuaian model:

Tabel 6. Uji F

Model	F	p-value
Adaptive Gaussian Kernel	2,4025	0,03375
Adaptive Bisquare Kernel	7,743	0,001817

Berdasarkan tabel 6, diperoleh nilai *p-value* untuk setiap model GWR $\leq \alpha$ (0,05), maka H_0 ditolak artinya ada perbedaan yang signifikansi antara model regresi OLS dan GWR atau dapat dikatakan bahwa model GWR lebih sesuai daripada model OLS.

7. Pengujian Signifikansi Parameter Parsial Model GWR

Pengujian signifikansi parameter model GWR secara parsial dilakukan untuk mengetahui parameter mana saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap kejadian DBD di setiap provinsi di Indonesia. Adapun pengambilan keputusan yang digunakan dalam pengujian model GWR secara parsial yaitu Tolak H_0 jika $|T_{hitung}| \geq T_{tabel} = 2,045$ sehingga dapat diartikan bahwa variabel-variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap model.

8. Pembentukan Model GWR

Pemodelan GWR dengan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* menghasilkan parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi pengamatan. Berikut ini merupakan contoh model umum GWR yang terbentuk berdasarkan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* pada provinsi Jawa Barat.

- a. Model umum yang terbentuk dari analisis GWR dengan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* untuk provinsi Jawa Barat:

$$\hat{y}_{jabar} = 12648,1 + 0,43554X_1 - 602,300X_2 + 54,6475X_3 + 16,5715X_4$$

- b. Model GWR dengan fungsi pembobot *adaptive bisquare kernel* untuk provinsi Jawa Barat:

$$\hat{y}_i = 36668,5 + 0,10729X_1 - 1133,55X_2 - 78,3212X_3 + 18,9822X_4$$

yang berbeda-beda untuk setiap provinsi di Indonesia. Salah satu contoh model GWR yang terbentuk yaitu:

- a. Model GWR dengan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* untuk provinsi Jawa Barat:

$$\hat{y}_{jabar} = 12648,1 + 0,43554X_1 - 602,300X_2 + 54,6475X_3 + 16,5715X_4$$

- b. Model GWR dengan fungsi pembobot *adaptive bisquare kernel* untuk provinsi Jawa Barat:

$$\hat{y}_i = 36668,5 + 0,10729X_1 - 1133,55X_2 - 78,3212X_3 + 18,9822X_4$$

dengan \hat{y}_i adalah nilai prediksi angka kejadian DBD di provinsi Jawa Tengah. dimana Faktor-faktor yang secara signifikan mempengaruhi kejadian DBD di provinsi Jawa Tengah secara spasial dengan tingkat signifikansi sebesar 5 persen adalah kepadatan penduduk (X_1), suhu (X_2), Rumah Layak Huni (X_3) dan jumlah puskesmas (X_4).

3. Model terbaik untuk memodelkan jumlah kasus kasus DBD di Indonesia tahun 2019 adalah model *Geographically Weighted Regression* dengan fungsi pembobot *adaptive bisquare kernel* karena memiliki nilai R^2 lebih besar (0,9702512) dan nilai AIC lebih kecil (575.8188) dibandingkan nilai R^2 dan AIC dari model GWR dengan

Daftar Pustaka

Acquah, H.D. 2013. *On The Comparison Of Akaike Information Criterion And Consistent Akaike Information Criterion In Selection Of An Asymmetric Price Relationship*. Bootstrap Simulation Results. AGRIS On-Line Paper In Econometrics and Informatics, 5(1), 3-9.

Agresti, A 1996. *Introduction to Categorical Data*. New York: Jhon Willey & Sons.

Anselin, L. & Getis, A. 1992. *Spatial Statistical Analysis and Geographic Information System*. The Annals of Regional Science 26(1): 1992

Anselin, L. 1998. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Kluwer Aca-demic Publishers. Netherlands.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari pembahasan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil analisis deskriptif menunjukkan karakteristik angka kejadian DBD mengelompok sesuai kategori. Persebaran angka kejadian DBD paling tinggi terdapat di provinsi Jawa Barat yakni sebesar 23.483 kasus. Sedangkan angka kejadian DBD paling rendah terdapat di propvinsi Maluku yakni sebesar 236 kasus. Adapun rata-rata angka kejadian DBD di Indonesia pada tahun 2019 adalah 4.052 kasus. Daerah-daerah yang tergolong memiliki kategori angka kejadian DBD sedang hingga sangat tinggi cenderung mengelompok di bagian barat laut Indonesia.
2. Pemodelan Kasus DBD di Indonesia tahun 2019 dengan metode GWR pada fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* menghasilkan model

- Bravendi, D. 2018. *Pemodelan Kasus Demam Berdarah Dengue (DBD): Pendekatan Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR)*. Skripsi. Semarang: Universitas Muhammadiyah Semarang.
- Budiyanto, E. 2010. *Sistem Informasi Geografis dengan Arc View GIS*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Cahyati, W.H. 2006. *Dinamika Aedes Aegypti Sebagai Vektor Penyakit Kemas*, Vol. II, No 1, Juli 2006. Hlm 40-50.
- Charlton, M. & Fotheringham, A.S. 2009. *Geographically Weighted Regression : White Paper*. National Centre for Geocomputation.
- Chasco, C., Garcia, I., & Vicens, J. 2007. *Modeling Spastial Variations in Household Disposable Income with*
- Chrisman, N. 1997. *Exploring Geographic Information System*. New York: John Wiley & Sons Inc.
- Farida, I. 2016. *Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) dengan pembobot Kernel Bisquare*. Bandung: Universitas Pendidikan Indonesia.
- Fotheringham, A.S., Brundson, C., & Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression*. Chichester, UK : Jhon Wiley & Sons.

