



## PEMODELAN PENYEBARAN PENYAKIT TUBERKULOSIS DI PROVINSI JAWA BARAT MENGGUNAKAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION*

Qatrunnada Azkia\*, Sri Andayani

Jurusan Pendidikan Matematika, Universitas Negeri Yogyakarta

\*e-mail: [qatrunnadaazkia.2018@student.uny.ac.id](mailto:qatrunnadaazkia.2018@student.uny.ac.id), [andayani@uny.ac.id](mailto:andayani@uny.ac.id)

**Abstrak.** Indonesia berada di peringkat ketiga dengan penderita TBC tertinggi di dunia pada tahun 2020. Sebesar 46% kasus TBC di Indonesia terjadi di tiga provinsi dengan penduduk terbanyak salah satunya yaitu Provinsi Jawa Barat. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor persebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat dengan menggunakan pendekatan GWR dengan fungsi pembobot kernel *adaptive gaussian* dan fungsi pembobot kernel *adaptive bisquare*. Dengan unit observasi 27 Kabupaten/Kota yang ada di Provinsi Jawa Barat dan 7 faktor yang memengaruhi persebaran penyakit TBC yang diambil dari buku Profil Kesehatan Jawa Barat tahun 2020 dan buku Jawa Barat dalam Angka tahun 2021. Kemudian dilakukan analisis menggunakan pendekatan GWR dengan fungsi pembobot *Kernel adaptive gaussian* dan fungsi pembobot kernel *adaptive bisquare*. Fungsi pembobot kernel *adaptive* digunakan dalam penelitian ini karena pembobot dalam model GWR dapat disesuaikan dengan kondisi titik pengamatan dan menghasilkan nilai *bandwidth* yang berbeda pada setiap lokasi pengamatan. Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai  $R^2$  dan AIC. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa, model GWR adaptif bisquare lebih baik digunakan daripada model GWR Adaptif Gaussian, karena model GWR adaptif bisquare memiliki nilai  $R^2$  terbesar dan AIC terkecil. Dengan menggunakan model GWR adaptif bisquare diperoleh tujuh kelompok wilayah di Provinsi Jawa Barat berdasarkan variabel yang signifikan terhadap persebaran penyakit TBC. Variabel signifikan tersebut yaitu kepadatan penduduk per-  $km^2$ , puskesmas, balita imunisasi BCG, dan penduduk miskin.

**Kata Kunci:** *Tuberkulosis, GWR adaptif Bisquare, GWR adaptif Gaussian*

**Abstract.** Indonesia is in third place with the highest TB sufferers in the world in 2020. As many as 46% of TB cases in Indonesia occur in three provinces with the largest population, one of which is West Java Province. This study aims to determine the distribution factors of TB disease in West Java Province by using the GWR approach with the Kernel *adaptive gaussian* weighting function and the Kernel *adaptive bisquare* weighting function. With an observation unit of 27 Regencies/Cities in West Java Province and 7 factors that influence the spread of TB disease taken from the West Java Health Profile in 2020 and the West Java book in Figures in 2021. Then an analysis is carried out using the GWR approach with the Kernel weighting function. Adaptive Gaussian and Bisquare's Adaptive Kernel weighting function. The Kernel Adaptive weighting function is used in this study because the weights in the GWR model can be adjusted to the condition of the observation point and produce different bandwidth values at each observation location. Selection of the best model based on the value of  $R^2$  and AIC. The results of this study indicate that the Bisquare Adaptive GWR model is better to use than the Gaussian Adaptive GWR model, because the Bisquare Adaptive GWR model has the largest  $R^2$  value and the smallest AIC. By using the Bisquare Adaptive GWR model, seven regional groups in West Java Province were obtained based on variables that were significant for the spread of TB disease. The significant variables are population density per  $km^2$ , puskesmas, BCG immunization toddlers, and the poor.

**Keywords:** Tuberkulosis, GWR adaptive Bisquare, GWR adaptive Gaussian

## PENDAHULUAN

Tuberkulosis (TBC) adalah penyakit paling menular dan sangat mematikan di dunia. TBC disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium tuberculosis* yang menyebar melalui batuk dan bersin. Pandemi COVID-19 memberikan dampak terhadap penyebaran penyakit TBC secara global. Dampak paling jelas yang ditimbulkan oleh pandemi COVID-19 adalah penurunan secara global terhadap jumlah orang yang didiagnosis TBC. Penurunan jumlah kasus TBC secara tajam tersebut terlihat di lima dari enam wilayah WHO, dengan pengurangan yang relatif besar di daerah-daerah Asia Tenggara dan Pasifik Barat (WHO (World Health Organization), 2021).

Indonesia merupakan salah satu negara yang berkontribusi dalam penurunan global tersebut, akan tetapi masih berada di peringkat ketiga setelah India dan Cina yang memiliki kasus penderita TBC tertinggi di dunia. Dari informasi terbaru yang terjadi di Indonesia, diantara tahun 2019 dan 2020 jumlah kasus TBC ditemukan menurun dari 568.987 menjadi 351.936 kasus. Hampir setengah dari jumlah seluruh kasus TBC di Indonesia (46%) terjadi di tiga provinsi dengan jumlah penduduk yang besar yaitu Jawa Barat, Jawa Timur, dan Jawa Tengah. Dari ketiga provinsi ini, Jawa Barat merupakan penyumbang terbesar kasus penyakit TBC di Indonesia dengan 79.840 kasus. Sehingga diperlukan penanganan untuk mengurangi penyebaran penyakit TBC di Jawa Barat dengan mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhinya.

Metode *ordinary least square* (OLS) atau kuadrat terkecil merupakan suatu metode penaksiran koefisien regresi yang paling sederhana dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat. Model regresi linear dengan metode OLS ini dapat menghasilkan nilai penduga parameter yang bersifat global atau berlaku sama untuk setiap wilayah pengamatan (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002). Akan tetapi, karena perbedaan kondisi geografis antarwilayah di Jawa Barat menyebabkan penyebaran beberapa faktor penyakit TBC berbeda di setiap daerahnya yang biasa disebut dengan heterogenitas spasial, maka analisis yang menghasilkan model berbasis local kewilayahan sangat diperlukan.

Metode *geographically weighted regression* (GWR) adalah metode yang mampu mengatasi masalah heterogenitas spasial (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002). Salah satu langkah dalam melakukan metode GWR yaitu pemilihan matriks pembobot, karena akan memengaruhi model GWR yang dihasilkan. Ada 2 jenis pembobot yang dapat digunakan dalam pemodelan metode GWR yaitu fungsi kernel tetap dan fungsi kernel adaptif. Hal yang membedakan kedua fungsi ini yaitu pada nilai *bandwidth*. Fungsi Kernel tetap memiliki nilai *bandwidth* yang sama untuk semua wilayah pengamatan, sedangkan fungsi Kernel adaptif memiliki nilai *bandwidth* yang berbeda-beda untuk setiap wilayah pengamatan. Fungsi Kernel tetap (*Fixed Kernel*) terdiri dari fungsi kernel Gaussian dan fungsi kernel Bi-Square. Fungsi Kernel adaptif (*Adaptive Kernel*) terdiri dari fungsi kernel adaptif Gaussian dan fungsi kernel adaptif Bi-Square (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002).

Penelitian terkait tentang pemodelan menggunakan *geographically weighted regression* (GWR) dengan 2 fungsi pembobot kernel yang berbeda dilakukan oleh Lutfiani, Sugiman, dan Mariani yang membahas tentang pemodelan GWR dengan fungsi pembobot kernel gaussian dan bisquare pada data kemiskinan di Jawa Tengah tahun 2014. Pada penelitian tersebut model GWR dengan fungsi kernel gaussian menghasilkan nilai  $R^2$  sebesar 77,47% dan AIC sebesar 53,442%, sedangkan pada fungsi kernel bisquare dihasilkan nilai  $R^2$  sebesar 76,19% dan nilai AIC sebesar 54,649. Berdasarkan nilai  $R^2$  dan AIC menunjukkan bahwa model GWR dengan fungsi kernel gaussian lebih baik daripada model GWR dengan fungsi kernel bisquare untuk

pemodelan jumlah penduduk miskin di Provinsi Jawa Tengah tahun 2014 (Lutfiani, Sugiman, & Mariani, 2019). Penelitian berikutnya dilakukan Dewi, Sukarsa, dan Srinadi mengenai faktor-faktor yang memengaruhi penyebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat menggunakan pemodelan GWR dengan pembobot *kernel fixed bisquare* dan *adaptive bisquare*. Pada penelitian tersebut model GWR pembobot *kernel adaptive bisquare* memiliki nilai  $R^2$  lebih besar daripada model GWR *kernel fixed bisquare*, sehingga model GWR dengan fungsi pembobot *kernel adaptive bisquare* lebih sesuai digunakan untuk memodelkan jumlah penderita TBC di Provinsi Jawa Barat daripada model dengan fungsi *kernel fixed bisquare* (Dewi, Sukarsa, & Srinadi, 2020).

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang menjadi penyebab persebaran penyakit TBC di Jawa Barat dengan menggunakan pemodelan metode GWR. Seperti pada penelitian sebelumnya yang menggunakan pemodelan GWR dengan 2 pembobot, pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan pemodelan metode GWR dengan fungsi pembobot kernel adaptif Gaussian dan fungsi kernel adaptif Bi-Square. Fungsi pembobot ini dipilih karena fungsi kernel adaptif dapat disesuaikan dengan kondisi titik-titik pengamatan (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002), sehingga diharapkan hasil analisis akan lebih baik.

## METODE

### Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat tahun 2020 yang bersumber dari Dinas Kesehatan (DINKES) Jawa Barat dan data Jawa Barat dalam Angka tahun 2021 yang bersumber dari katalog Badan Pusat Statistik (BPS) Jawa Barat. Unit observasi yang digunakan yaitu 27 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2020. Pada penelitian ini variabel yang digunakan yaitu, variabel respon berupa jumlah kasus penyakit TBC ( $Y$ ) dan variabel prediktor atau penjelas meliputi: jumlah kasus HIV ( $X_1$ ), kepadatan penduduk per- $km^2$  ( $X_2$ ), jumlah puskesmas ( $X_3$ ), jumlah perawat puskesmas ( $X_4$ ), jumlah rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat ( $X_5$ ), jumlah balita yang melakukan imunisasi BCG ( $X_6$ ), dan jumlah penduduk miskin ( $X_7$ ). Selain itu juga dibutuhkan 2 variabel geografis yaitu koordinat lintang dan bujur ( $u_i, v_i$ ) mengenai titik lokasi tiap Kabupaten/Kota yang ada di Jawa Barat, yang diperoleh dari website <https://www.distancesfrom.com/Latitude-Longitude.aspx>.

### Langkah Analisis Data

Berikut ini beberapa tahapan yang dilakukan dalam penelitian:

- a. Mengumpulkan data dari Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat tahun 2020 dan Jawa Barat dalam Angka tahun 2021.
- b. Mendeskripsikan karakteristik dan pola persebaran kasus TBC di Jawa Barat tahun 2020.
- c. Menyusun model terbaik pada pemodelan kasus TBC di Jawa Barat tahun 2020 dengan OLS dan GWR berdasarkan nilai  $R^2$  dan AIC. Langkah-langkah yang dilakukan sebagai berikut.
  - a) Melakukan analisis model *ordinary least square* (OLS) dengan melakukan pengujian parameter secara serentak dan parsial.
    - 1) Uji simultan  
Uji simultan merupakan suatu uji yang dilakukan secara bersamaan pada variabel penjelas ( $X$ ) untuk mengetahui apakah ada pengaruh variabel respon ( $Y$ ) terhadap sekumpulan variabel penjelas ( $X$ ). Menggunakan uji F apabila  $p - value < \alpha =$

0,05 atau  $F_{hit} > F_{\alpha(k,n-k-1)}$ , maka  $H_0$  ditolak atau variabel respon mempengaruhi sekumpulan variabel penjelas (Rencher & Schaalje, 2008).

$$F_{hit} = \frac{MSR}{MSE} \quad (1)$$

dengan,

MSR = *Means Square Regression*

MSE = *Means Square error*

2) Uji parsial

Uji parsial digunakan untuk melihat bagaimana pengaruh pada masing-masing variabel penjelas ( $X$ ) terhadap variabel respon ( $Y$ ) menggunakan uji t apabila  $p - value < \alpha = 0,05$  atau  $|t_{hit}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-k-1}$ , maka variabel penjelas ke- $k$  berpengaruh terhadap variabel respon (Montgomery, Peck, & Vining, 2012).

$$t_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \quad (2)$$

dengan,

$\hat{\beta}_k$  = nilai dugaan  $\beta_k$

$SE(\hat{\beta}_k)$  = standar eror dari  $\hat{\beta}_k$

$MSE = \frac{SSE}{n-(k+1)}$

b) Kemudian melakukan uji asumsi regresi pada model OLS untuk memastikan kesesuaian penggunaan metode GWR terhadap model OLS yang dihasilkan.

1) Uji multikolinearitas

Model regresi merupakan model yang dapat digunakan pada data yang tidak mengandung multikolinearitas. Statistik *Variance Inflation Factor* (VIF) merupakan ukuran yang dapat digunakan untuk mendeteksi gejala multikolinearitas, ketika nilai  $VIF < 10$  maka model menunjukkan tidak terjadi multikolinearitas (Montgomery, Peck, & Vining, 2012).

$$VIF = \frac{1}{1-R_k^2} \quad (3)$$

dengan  $R_k^2$  adalah koefisien determinasi antara  $X_k$  dengan variabel penjelas.

2) Uji normalitas

Model regresi yang baik adalah yang memiliki data berdistribusi normal. Menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* apabila  $D < D_{N,\alpha}$  atau  $p - value > \alpha$ , maka galat berdistribusi normal. (Massey Jr., 1951).

$$D = \max |F_t(X) - F_s(X)| \quad (4)$$

dengan,

$F_t(X)$  = fungsi distribusi kumulatif teoritis

$F_s(X)$  = fungsi distribusi frekuensi kumulatif dari sampel

3) Uji heteroskedastisitas

Model regresi yang baik yaitu ketika tidak terjadi heteroskedastisitas. Menggunakan uji *Breusch-Pagan* test jika nilai  $BP < X_{\alpha,k-1}^2$  atau  $p - value > 0,05$ , maka tidak terjadi heterogenitas antar wilayah pengamatan atau bersifat homoskedastisitas (Breusch & Pagan, 1979).

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \quad (5)$$

dengan  $\mathbf{f}$  adalah vektor berukuran  $n \times 1$ , yang dijelaskan sebagai berikut:

$$f_i = \left( \frac{\hat{\varepsilon}_i^2}{\hat{\sigma}^2} - 1 \right) \quad (6)$$

$$\hat{\varepsilon}_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (7)$$

$$\hat{\sigma}^2 = n^{-1} \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2 \quad (8)$$

c) Melakukan analisis model *Geographically Weighted Regression (GWR)* dengan langkah-langkah berikut ini:

1) Menentukan *bandwidth* optimum dengan kriteria nilai CV minimum dan pembobot Kernel Adaptif Gaussian dan fungsi pembobot Kernel Adaptif Bi-Square (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002).

- Menghitung jarak *Euclidean* antara titik lokasi pengamatan ke-*i* terhadap titik lokasi pengamatan ke-*j* berdasarkan (*longitude* (*u*), *latitude* (*v*))

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (9)$$

- Menentukan nilai *Bandwidth* (*b<sub>i</sub>*) optimum dengan menggunakan *Cross Validation (CV)*

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(b_i))^2 \quad (10)$$

- Menentukan matriks pembobot Kernel Adaptif Gaussian dan fungsi pembobot Kernel Adaptif Bi-Square (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002)

➤ Fungsi Kernel Adaptif Gaussian

$$w_{ij} = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^2\right] \quad (11)$$

➤ Fungsi Kernel Adaptif Bi-Square

$$w_{ij} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^2\right]^2, & \text{jika } d_{ij} \leq b_i \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > b_i \end{cases} \quad (12)$$

dengan,

*w<sub>ij</sub>*: pembobot dari titik lokasi pengamatan ke-*j* terhadap titik lokasi pengamatan ke-*i*.

*d<sub>ij</sub>*: jarak *Euclidean* antara titik lokasi pengamatan ke-*i* terhadap titik lokasi pengamatan ke-*j*.

*b<sub>i</sub>*: *bandwidth* titik lokasi pengamatan ke-*i*.

2) Melakukan estimasi parameter model GWR dengan *bandwidth* Kernel Adaptif Gaussian dan Kernel Adaptif Bisquare menggunakan program R Studio memakai fungsi *gwr()* pada *package (spgwr)* (Bivand, Yu, Nakaya, & Garcia-Lopez, 2022).

3) Melakukan uji hipotesis model GWR dengan uji kesesuaian model GWR dan uji signifikansi model GWR pada fungsi pembobot Kernel Adaptif Gaussian dan pembobot Kernel Adaptif Bi-Square (Leung, Mei, & Zhang, 2000).

- Uji kesesuaian model GWR dengan uji F

$$F = \frac{RSS_{gwr}/\delta_1}{RSS_{ols}/(n-k-1)} \quad (13)$$

dengan,

$$RSS_{gwr} = Y^T(I - L)^T(I - L)Y \quad (14)$$

$$\delta_1 = tr[(I - L)^T(I - L)] \quad (15)$$

$$L = \begin{pmatrix} x_1^T(X^T W(u_1, v_1)X)^{-1}(X^T W(u_1, v_1)) \\ x_2^T(X^T W(u_2, v_2)X)^{-1}(X^T W(u_2, v_2)) \\ \vdots \\ x_n^T(X^T W(u_n, v_n)X)^{-1}(X^T W(u_n, v_n)) \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$RSS_{ols} = Y^T(I - Q)Y \quad (17)$$

$$Q = X(X^T X)^{-1} X^T \quad (18)$$

$k$  = banyaknya variabel penjelas

$n$  = banyak pengamatan

- Uji parsial parameter model GWR dengan uji t

$$t = \frac{\hat{\beta}_j(u_i, v_i)}{SE(\hat{\beta}_j(u_i, v_i))} = \frac{\hat{\beta}_j(u_i, v_i)}{\sqrt{C C^T \hat{\sigma}^2}} \quad (19)$$

dengan,

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (X^T W(u_i, v_i) X)^{-1} (X^T W(u_i, v_i) Y) \quad (20)$$

$$C = (X^T W(u_i, v_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i) \quad (21)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) / (n - 2v_1 + v_2) \quad (22)$$

dengan,

$$v_1 = tr(S) \quad (23)$$

$$v_2 = tr(S^T S) \quad (24)$$

$S$  adalah matriks persegi atau matriks hat dari model GWR, yaitu matriks yang memproyeksikan nilai  $y$  menjadi  $\hat{y}$  pada lokasi  $(u_i, v_i)$ .

$$\hat{y} = S y \quad (25)$$

Setiap baris dari  $S$  yaitu  $r_i$  didefinisikan sebagai berikut.

$$r_i = X_i^T [X^T W(u_i, v_i) X]^{-1} X^T W(u_i, v_i) \quad (26)$$

$tr(S)$  adalah jumlah diagonal elemen  $S$

- 4) Pengelompokan variabel yang signifikan disetiap wilayah dengan fungsi pembobot Kernel Adaptif Gaussian dan pembobot Kernel Adaptif Bi-Square.
- d) Setelah melakukan pengelompokan, dilakukan perbandingan pada 3 model untuk memilih model terbaik yaitu antara model OLS, GWR pembobot Kernel Adaptif Gaussian, dan GWR pembobot Kernel Adaptif Bi-Square dengan membandingkan nilai  $R^2$  terbesar dan AIC terkecil (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002).

- 1) Koefisien determinasi ( $R^2$ )

Koefisien determinasi ( $R^2$ ) adalah proporsi variasi variabel respon dalam data yang diamati yang dijelaskan oleh model. Nilai  $R^2$  yang mendekati 0 berarti kemampuan variabel penjelas dalam menjelaskan variabel respon sangat terbatas dan nilai  $R^2$  mendekati 1 berarti kemampuan variabel penjelas dalam menjelaskan variabel respon sangat kuat. Koefisien determinasi ( $R^2$ ) dapat ditentukan dengan menggunakan rumus:

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (27)$$

dengan,

$i$  = banyak variabel penjelas

SSR = Sum Square Regression

SST = Sum Square Total

- 2) Akaike Information Criterion (AIC)

Besarnya nilai AIC sejalan dengan nilai deviasi dari model. Jika nilai deviasi kecil maka nilai AIC juga kecil, sehingga tingkat kesalahan yang dihasilkan pada model juga kecil begitupun sebaliknya. Model regresi dapat dikatakan baik ketika memiliki nilai AIC terkecil. Penentuan nilai AIC dilakukan dengan perhitungan sebagai berikut.

$$AIC = 2n \log(\hat{\sigma}) + n \log(2\pi) + n + tr(S) \quad (28)$$

dengan,

$$\hat{\sigma} = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n - (k+1)}} \quad (29)$$

$\hat{\sigma}$  adalah nilai estimator standar deviasi dari eror hasil estimasi maximum likelihood

$S$  adalah matriks persegi atau matriks hat dari model GWR, dapat didefinisikan seperti pada persamaan (26)

$tr(S)$  adalah jumlah diagonal elemen  $S$

$n$  adalah jumlah pengamatan

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil

Berikut merupakan data penelitian yang bersumber dari buku Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat tahun 2020 dan buku Jawa Barat dalam Angka tahun 2021 pada Tabel 1. Variabel penelitian yang digunakan yaitu jumlah kasus penyakit TBC ( $Y$ ), jumlah kasus HIV ( $X_1$ ), kepadatan penduduk per- $km^2$  ( $X_2$ ), jumlah puskesmas ( $X_3$ ), jumlah perawat puskesmas ( $X_4$ ), jumlah rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat ( $X_5$ ), jumlah balita yang melakukan imunisasi BCG ( $X_6$ ), jumlah penduduk miskin ( $X_7$ ), latitude ( $v$ ), dan longitude ( $u$ ).

**Tabel 1. Data penelitian**

Kabupaten	Y	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	Latitude	Longitude
Bogor	10248	417	2246,07	101	423	570448	101947	465,67	-6,5517	106,6291
Sukabumi	3446	110	595,85	58	652	362219	39492	175,1	-6,8649	107,1957
Cianjur	4168	189	589,64	45	344	402092	32276	234,47	-7,3579	107,1957
Bandung	6116	176	2167,19	62	338	195419	63307	263,6	-7,134	107,6215
Garut	3647	5	857,7	24	1223	335412	46789	262,78	-7,5012	107,7636
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Kota										
Tasikmalaya	963	130	3869,16	22	251	70975	12004	86,13	-7,3505	108,2172
Kota Banjar	320	68	1615,11	10	82	46676	2177	11,16	-7,3706	108,5342

Data penelitian tersebut kemudian dideskripsikan berdasarkan nilai minimum, nilai maksimum, standar deviasi, dan nilai rata-rata untuk mengetahui karakteristik dan persebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat yang terangkum dalam Tabel 2.

**Tabel 2. Statistik deskriptif kasus tuberkulosis di Provinsi Jawa Barat tahun 2020**

Variabel	Minimum	Maksimum	Standar Deviasi	Rata-rata
Kasus Tuberkulosis ( $Y$ )	320	10248	2357,269	2957
Kasus HIV ( $X_1$ )	5	417	121,7025	176,2
Kepadatan penduduk per-Km <sup>2</sup> ( $X_2$ )	397,5	15798,1	5043,47	4100,9
Puskesmas ( $X_3$ )	10	124	26,8938	42,74
Perawat puskesmas ( $X_4$ )	57	1223	272,3834	399
RT be-PHBS ( $X_5$ )	23969	621474	161513,9	200000
Imunisasi BCG ( $X_6$ )	1223	101947	21701,07	28082
Penduduk miskin ( $X_7$ )	11,16	465,67	99,66797	145,19

Tabel 2 diperoleh informasi bahwa kasus TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2020 memiliki rata-rata sebesar 2.957 kasus per-tahun 2020. Dengan jumlah kasus TBC terbesar sebanyak 10.248 kasus dan jumlah kasus TBC terendah sebanyak 320 kasus begitu seterusnya.

### 1. Pemodelan *Ordinary Least Square* (OLS)

Untuk memperoleh persamaan regresi linear berganda yang digunakan dalam penelitian ini, maka dilakukan estimasi parameter model regresi linear berganda dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Estimasi model regresi linear berganda dengan menggunakan metode OLS atau kuadrat terkecil merupakan suatu metode penaksiran koefisien regresi yang paling sederhana. Dengan program R Studio menggunakan fungsi *lm()* didapatkan hasil estimasi dari model regresi linear berganda dengan menggunakan metode OLS sebagai berikut:

$$\hat{Y} = -865,200 - 3,730X_1 + 0,239X_2 + 12,030X_3 - 1,056X_4 + 0,004X_5 + 0,054X_6 + 7,723X_7 \quad (30)$$

Model tersebut selanjutnya disebut dengan model OLS. Untuk mengetahui variabel apa saja yang memengaruhi persebaran kasus TBC di Jawa Barat maka dilakukan pengujian parameter. Pengujian parameter dilakukan dalam 2 cara yaitu secara simultan menggunakan uji F dan secara parsial menggunakan uji t.

#### a. Uji simultan

Hasil pengujian parameter secara simultan berdasarkan model *Ordinary Least Square* (OLS) yaitu  $F_{hitung}=16,99 > F_{tabel}=3,44$  atau  $p\text{-value} = 0,0006 < 0,05$ , artinya variabel respon yaitu Penyakit TBC memengaruhi variabel  $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$ , dan  $X_7$ . Nilai  $R^2$  menunjukkan 0,8622 atau model OLS mampu menjelaskan jumlah penyakit TBC sebesar 86%.

#### b. Uji parsial

Untuk mengetahui variabel penjelas mana saja yang signifikan, maka dilakukan pengujian parsial dengan melihat p-value dari masing-masing variabel. Jika  $p\text{-value} > 0,05$  maka variabel tidak signifikan. Hasil dari uji parsial pada Tabel 3.

**Tabel 3. Hasil uji parsial berdasarkan model OLS**

Variabel	Estimasi	Standar Error	t-statistik	P-value	Keputusan
(Intercept)	-865,200	624,500	-1,385	0,182	Terima $H_0$
Kasus HIV ( $X_1$ )	-3,730	2,151	-1,734	0,099	Terima $H_0$
Kepadatan penduduk per-Km <sup>2</sup> ( $X_2$ )	0,239	0,593	4,025	0,001	Tolak $H_0$
Puskesmas ( $X_3$ )	12,030	10,030	1,199	0,245	Terima $H_0$
Perawat puskesmas ( $X_4$ )	-1,056	1,037	-1,018	0,322	Terima $H_0$
RT ber-PHBS ( $X_5$ )	0,004	0,002	2,318	0,032	Tolak $H_0$
Imunisasi BCG ( $X_6$ )	0,054	0,022	2,510	0,021	Tolak $H_0$
Penduduk miskin ( $X_7$ )	7,723	6,219	1,242	0,229	Terima $H_0$

Tabel 3 menunjukkan bahwa variabel kasus HIV ( $X_1$ ), puskesmas ( $X_3$ ), perawat puskesmas ( $X_4$ ), dan penduduk miskin ( $X_7$ ) tidak signifikan terhadap kasus TBC di Provinsi Jawa Barat karena  $p\text{-value} > 0,05$ , sedangkan variabel kepadatan penduduk per-Km<sup>2</sup> ( $X_2$ ), RT ber-PHBS ( $X_5$ ), dan imunisasi BCG ( $X_6$ ) menunjukkan signifikan terhadap kasus TBC di Provinsi Jawa Barat.

### 2. Uji asumsi model OLS

#### a. Uji multikolinearitas

Diperoleh hasil dari statistik VIF pada Tabel 4 berikut.

**Tabel 4. Uji asumsi multikolinearitas**

Variabel	VIF	Kesimpulan
$X_1$	1,70102	Tidak Ada Multikolinearitas
$X_2$	2,21836	Tidak Ada Multikolinearitas
$X_3$	1,80543	Tidak Ada Multikolinearitas

Variabel	VIF	Kesimpulan
X <sub>4</sub>	1,97965	Tidak Ada Multikolinearitas
X <sub>5</sub>	1,80298	Tidak Ada Multikolinearitas
X <sub>6</sub>	5,38754	Tidak Ada Multikolinearitas
X <sub>7</sub>	9,53385	Tidak Ada Multikolinearitas

Tabel 4 menunjukkan bahwa seluruh variabel penjelas memiliki nilai VIF < 10 sehingga, dapat disimpulkan tidak terjadi multikolinearitas atau tidak ada hubungan antar variabel penjelas dan asumsi multikolinearitas terpenuhi.

**b. Uji normalitas**

Menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* diperoleh nilai  $D = 0,1106 < D_{27;0,05} = 0,254$  atau p-value sebesar  $0,8604 > 0,05$ , maka  $H_0$  diterima artinya dengan menggunakan taraf signifikan 5% dapat disimpulkan galat berdistribusi normal dan asumsi normalitas terpenuhi.

**c. Uji heteroskedastisitas**

Menggunakan uji *Breusch-Pagan* diperoleh nilai BP = 15,482 > 14,067 dan nilai p-value = 0,03029 dengan df = 7, maka dapat disimpulkan terjadi heteroskedastisitas antar wilayah pengamatan atau memiliki variansi tidak sama dari satu pengamatan ke pengamatan lain, sehingga asumsi heteroskedastisitas tidak terpenuhi.

**3. Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR)**

Tahap analisis *Geographically Weighted Regression* (GWR) yang pertama yaitu membuat matriks pembobot dengan menghitung nilai *bandwidth* optimum menggunakan nilai CV minimum dan menghitung jarak *Euclidean*. Dengan program R Studio menggunakan fungsi *gwr.sel()* pada package *spgwr* (Bivand, Yu, Nakaya, & Garcia-Lopez, 2022) didapat *bandwidth* optimum dari Kernel Adaptif Gaussian sebesar 0,99945 dengan CV minimum 81145718 dan *bandwidth* optimum dari fungsi *Kernel Adaptive Bi-Square* sebesar 0,99947 dengan CV minimum 88026185.

**a. Model GWR dengan pembobot Kernel Adaptif Gaussian**

Dari matriks pembobot yang diperoleh kemudian digunakan untuk membentuk model regresi yang digunakan dalam penelitian ini, dengan dilakukan estimasi parameter menggunakan program R Studio memakai fungsi *gwr()* pada package (*spgwr*) (Bivand, Yu, Nakaya, & Garcia-Lopez, 2022) didapatkan estimasi parameter model GWR dengan pembobot *Kernel adaptive gaussian* untuk penyebaran kasus penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2020. Estimasi parameter model GWR dengan pembobot *Kernel adaptive gaussian* menghasilkan nilai  $R^2 = 90,33\%$  dan  $AIC = 442,449$ .

Kemudian dilakukan uji kesesuaian model untuk melihat apakah terdapat perbedaan signifikan antara model OLS dengan GWR pembobot *Kernel adaptive gaussian*. Menggunakan program R memakai fungsi *anova()* pada package *stats* menghasilkan kesesuaian model GWR dengan pembobot *Kernel adaptive gaussian* pada Tabel 5 berikut.

**Tabel 5. Uji kesesuaian model gwr dengan pembobot kernel adaptif gaussian**

Variabel	Df	Sum Sq	Mean Sq	F
OLS Residuals	8,000	19906501		
GWR Improvement	4,314	5931774	1375135	
GWR Residual	14,686	13974727	951542	1,445

Tabel 5 menunjukkan bahwa nilai  $F_{hitung} = 1,445 < F_{tabel} = 2,34$ , artinya tidak ada perbedaan yang signifikan antara model OLS dengan model GWR dengan pembobot *Kernel adaptive gaussian*.

Selain uji kesesuaian model, dilakukan uji signifikansi parameter untuk melihat faktor apa saja yang berpengaruh terhadap persebaran kasus penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2020. Untuk melihat faktor apa saja yang memengaruhi persebaran kasus penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2020, maka dilakukan uji t, dengan kriteria pengujian  $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-k-1} = 2,0932$ . Hasil dari pengujian menggunakan uji t didapatkan variabel-variabel penjelas yang berpengaruh secara signifikan pada tiap lokasi pengamatan, yang terangkum pada Tabel 6.

**Tabel 6. Pengelompokan wilayah di Provinsi Jawa Barat berdasarkan variabel yang signifikan dengan pembobot *kernel adaptive gaussian***

Kelompok	Kabupaten/Kota	Variabel Signifikan
1	Sukabumi, Cianjur, Bandung, Garut, Tasikmalaya, Ciamis, Kuningan, Cirebon, Majalengka, Sumedang, Indramayu, Subang, Purwakarta, Karawang, Bekasi, Bandung Barat, Pangandaran, Kota Sukabumi, Kota Bandung, Kota Cirebon, Kota Bekasi, Kota Cimahi, Kota Tasikmalaya, Kota Banjar	$X_2 X_5 X_6$
2	Bogor, Kota Bogor, Kota Depok	$X_2$

Tabel 6 menunjukkan bahwa dengan menggunakan pembobot *Kernel adaptive gaussian* diperoleh 2 kelompok wilayah di Provinsi Jawa Barat berdasarkan variabel yang signifikan. Variabel yang signifikan tersebut yaitu Kepadatan penduduk per-Km<sup>2</sup> ( $X_2$ ), RT yang ber-PHBS ( $X_5$ ), dan balita yang melakukan imunisasi BCG ( $X_6$ ). Berdasarkan pengujian signifikansi parameter menggunakan uji t tersebut, kemudian dapat dibentuk model penduga GWR dengan pembobot *Kernel adaptive gaussian*. Pemodelan GWR menghasilkan model yang berbeda-beda di setiap daerahnya. Salah satu persamaan model GWR dengan pembobot Kernel Adaptif Gaussian yaitu di Kabupaten Bogor sebagai berikut.

$$\hat{Y}_{bogorgauss} = -1352,054 - 4,103X_1 + 0,261X_2 + 21,609X_3 - 0,599X_4 + 0,003X_5 + 0,035X_6 + 11,943X_7 \quad (31)$$

Pengujian signifikansi parameter menggunakan uji t ini dilakukan pada 27 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat untuk mendapatkan model penduga GWR dengan pembobot *Kernel adaptive gaussian*.

**b. Model GWR dengan pembobot Kernel Adaptif Bisquare**

Sama halnya dengan pembentukan model GWR dengan pembobot *Kernel adaptive gaussian*, untuk mendapatkan model GWR dengan pembobot *Kernel adaptive bisquare* hal yang perlu dilakukan yaitu, matriks pembobot yang diperoleh dengan program R Studio tadi, digunakan untuk membentuk model regresi linear dalam penelitian ini. Pemodelan regresi linear dilakukan dengan mengestimasi parameter menggunakan program R Studio memakai fungsi *gwr()* pada package (*spgwr*) (Bivand, Yu, Nakaya, & Garcia-Lopez, 2022) didapatkan estimasi parameter model GWR dengan pembobot *Kernel adaptive bisquare* untuk persebaran kasus penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat

pada tahun 2020. Estimasi parameter model GWR dengan pembobot *Kernel adaptive bisquare* menghasilkan menghasilkan nilai  $R^2 = 90,33\%$  dan  $AIC = 442,449$ .

Kemudian dilakukan uji kesesuaian model untuk melihat apakah terdapat perbedaan signifikan antara model OLS dengan GWR pembobot *Kernel adaptive bisquare*. Menggunakan program R memakai fungsi *anova()* pada package *stats* menghasilkan kesesuaian model GWR dengan pembobot kernel *adaptive gaussian* pada Tabel 7.

**Tabel 7. Uji kesesuaian model GWR dengan pembobot *kernel adaptive bisquare***

Variabel	Df	Sum Sq	Mean Sq	F
OLS Residuals	8,000	19906501		
GWR Improvement	14,521	15264772	1051198	
GWR Residual	4,479	4641729	1036402	1,014

Tabel 7 menunjukkan bahwa nilai  $F_{hitung} = 1,014 < F_{tabel} = 3,06$ , artinya tidak ada perbedaan yang signifikan antara model OLS dengan model GWR dengan pembobot kernel *adaptive bisquare*.

Selain uji kesesuaian model, dilakukan uji signifikansi parameter untuk melihat faktor apa saja yang berpengaruh terhadap persebaran kasus penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2020. Untuk melihat faktor apa saja yang memengaruhi penyebaran kasus penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2020, maka dilakukan uji t, dengan kriteria pengujian  $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-k-1} = 2,0932$ . Hasil dari pengujian menggunakan uji t didapatkan variabel-variabel penjelas yang berpengaruh secara signifikan pada tiap lokasi pengamatan yang terangkum pada Tabel 8.

**Tabel 8. Pengelompokan wilayah di Provinsi Jawa Barat berdasarkan variabel yang signifikan dengan pembobot *kernel adaptive bisquare***

Kelompok	Kabupaten/Kota	Variabel Signifikan
1	Cianjur, Tasikmalaya, Karawang	$X_2$
2	Sukabumi, Purwakarta, Bandung Barat, Kota Cimahi	$X_2, X_3$
3	Bandung, Garut, Ciamis, Majalengka, Sumedang, Subang, Kota Tasikmalaya	$X_2, X_6$
4	Bekasi, Kota Bogor, Kota Sukabumi	$X_2, X_7$
5	Kota Bandung	$X_2, X_3, X_6$
6	Bogor, Kota Bekasi, Kota Depok	$X_7$
7	Kuningan, Cirebon, Indramayu, Pangandaran, Kota Cirebon, Kota Banjar	Tidak ada variabel yang signifikan

Dari Tabel 8 dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan pembobot kernel *adaptive bisquare* diperoleh 6 kelompok wilayah di Provinsi Jawa Barat berdasarkan variabel yang signifikan dan 1 kelompok di Provinsi Jawa Barat yang tidak mempunyai variabel yang signifikan. Variabel yang signifikan tersebut yaitu Kepadatan penduduk per-Km<sup>2</sup> ( $X_2$ ), ketersediaan puskesmas ( $X_3$ ), balita yang melakukan imunisasi BCG ( $X_6$ ), dan penduduk miskin ( $X_7$ ). Berdasarkan pengujian signifikansi parameter menggunakan uji t, kemudian dapat dibentuk model penduga GWR dengan pembobot kernel *adaptive bisquare*. Pemodelan GWR menghasilkan model yang berbeda-beda di setiap daerahnya.

Salah satu persamaan model GWR dengan pembobot *Kernel adaptive bisquare* yaitu di Kabupaten Bogor sebagai berikut.

$$\hat{Y}_{bogorbisquare} = -252,316 - 0,149X_1 + 0,152X_2 - 30,491X_3 + 0,073X_4 + 0,003X_5 + 0,014X_6 + 22,199X_7 \quad (32)$$

Pengujian signifikansi parameter menggunakan uji t ini dilakukan pada 27 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat untuk mendapatkan model penduga GWR dengan pembobot kernel *adaptive bisquare*.

#### 4. Pemilihan model terbaik

Untuk mengetahui model mana yang paling baik dan sesuai dengan data, maka dilakukan perbandingan nilai  $R^2$  dan AIC dari model OLS, GWR Adaptif Gaussian, dan GWR Adaptif Bisquare.

**Tabel 9. Pemilihan model terbaik**

Model	$R^2$	AIC
OLS	0,8622	459,412
GWR Adaptif Gaussian	0,9032	442,449
GWR Adaptif Bisquare	0,9678	422,749

Tabel 9 menunjukkan bahwa model GWR Adaptif Bisquare memiliki nilai  $R^2$  terbesar yaitu 0,9678 dan AIC terkecil yaitu 422,749, sehingga dapat disimpulkan bahwa, model GWR adaptif bisquare lebih baik digunakan daripada model OLS maupun model GWR adaptif gaussian.

#### Pembahasan

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor persebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat dengan menggunakan pendekatan GWR dengan fungsi pembobot kernel *adaptive gaussian* dan fungsi pembobot kernel *adaptive bisquare*. Ada 7 faktor yang diduga memengaruhi persebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat tahun 2020 yaitu 1) jumlah kasus HIV, 2) kepadatan penduduk per- $km^2$ , 3) jumlah puskesmas, 4) jumlah perawat puskesmas, 5) jumlah rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat, 6) jumlah balita yang melakukan imunisasi BCG, dan 7) jumlah penduduk miskin. Ada 27 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat sebagai unit pengamatan. Kemudian dilakukan analisis menggunakan pendekatan GWR dengan fungsi pembobot kernel *adaptive gaussian* dan fungsi pembobot kernel *adaptive bisquare* untuk mencari model terbaiknya.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, diperoleh hasil bahwa model GWR adaptif bisquare lebih sesuai digunakan untuk memodelkan jumlah kasus penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat karena mampu menjelaskan jumlah kasus penyakit TBC sebesar 96,78%. Model GWR adaptif bisquare pada penelitian ini menghasilkan tujuh kelompok wilayah di Provinsi Jawa Barat berdasarkan variabel yang signifikan terhadap kasus penyebaran penyakit TBC. Variabel yang signifikan tersebut yaitu kepadatan penduduk per- $Km^2$  ( $X_2$ ), ketersediaan puskesmas ( $X_3$ ), balita yang melakukan imunisasi BCG ( $X_6$ ), dan penduduk miskin ( $X_7$ ). Variabel-variabel tersebut dapat menjadi acuan bagi pemerintah dalam mengurangi penyebaran kasus penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat. Contohnya, pemerintah bisa memperbanyak lapangan pekerjaan di daerah yang jarang penduduk sehingga dapat mengurangi kepadatan penduduk di suatu daerah dan mengurangi kemiskinan. Pemerintah juga dapat menambah dan melengkapi sarana dan prasarana kesehatan seperti menambah puskesmas sehingga penduduk lebih mudah dalam menjangkau askes kesehatan dan dapat terjamin kesehatannya.

Hasil pemilihan model terbaik pada penelitian ini didukung oleh penelitian yang dilakukan Dewi, dkk (2020) tentang faktor yang memengaruhi penyebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat tahun 2016 yang menunjukkan bahwa model GWR adaptif bisquare lebih baik digunakan karena memiliki nilai  $R^2$  lebih besar daripada model regresi linear berganda dan GWR adaptif gaussian. Model tersebut mampu menjelaskan jumlah penderita TBC tahun 2016 sebesar 93,79% dan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah penderita TBC adalah jumlah penduduk laki-laki.

## SIMPULAN

Berdasarkan perbandingan nilai  $R^2$  dan AIC diperoleh model GWR dengan pembobot kernel *adaptive bisquare* memiliki nilai  $R^2$  terbesar yaitu 0,9678 dan AIC terkecil yaitu 422,749, sehingga dapat disimpulkan, model GWR dengan pembobot kernel *adaptive bisquare* lebih baik digunakan daripada model regresi linear berganda dengan metode OLS maupun model GWR dengan pembobot kernel *adaptive gaussian*. Berdasarkan variabel signifikan yang memengaruhi penyebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat, diperoleh tujuh kelompok wilayah. Variabel yang signifikan tersebut yaitu Kepadatan penduduk per-Km<sup>2</sup> ( $X_2$ ), ketersediaan puskesmas ( $X_3$ ), balita yang melakukan imunisasi BCG ( $X_6$ ), dan penduduk miskin ( $X_7$ ). Pemodelan GWR dengan pembobot kernel *adaptive bisquare* yang dibuat pada salah Kabupaten di Jawa Barat yaitu Kabupaten Bogor sebagai berikut.

$$\hat{Y}_{bogorbisquare} = -252,316 - 0,149X_1 + 0,152X_2 - 30,491X_3 + 0,073X_4 + 0,003X_5 \\ + 0,014X_6 + 22,199X_7$$

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah 1) faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap penyebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat yaitu kepadatan penduduk per-Km<sup>2</sup>, ketersediaan puskesmas, balita yang melakukan imunisasi BCG, dan penduduk miskin. Pemerintah diharapkan menjadikan faktor-faktor tersebut sebagai pertimbangan dalam pengambilan keputusan untuk penanganan penyebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat agar lebih efektif dan efisien, 2) untuk penelitian selanjutnya diharapkan dapat menambahkan variabel lain seperti jumlah penduduk laki-laki, penduduk yang bergizi buruk dan lainnya yang berkaitan dengan penyebaran penyakit TBC di Provinsi Jawa Barat. Penambahan faktor lain dalam penelitian selanjutnya bisa digunakan metode regresi spasial yang lain seperti *mixed geographically weighted regression*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Bain, L. J., & Engelhardt, M. (1992). *Introduction to probability and mathematical statistics 2nd edition*. California: Duxbury.
- Bivand, R., Yu, D., Nakaya, T., & Garcia-Lopez, M.-A. (2022). *Package spgwr*. Retrieved from CRAN - Package spgwr: <https://cran.r-project.org>
- Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1979). A Simple Test for Heteroscedasticity and Random Coefficient Variation. *Econometrica*, 47(5), 1287-1294. <https://doi.org/10.2307/1911963>
- Dewi, N. K., Sukarsa, I. K., & Srinadi, I. G. (2020). Faktor-faktor yang memengaruhi penyebaran penyakit tuberkulosis (TBC) di provinsi jawa barat. *E-Jurnal Matematika*, 9(3), 165-170. <https://doi.org/10.24843/MTK.2020.v09.i03.p294>
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied regression analysis 3rd edition*. New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C., & Charlton, M. (2002). Geographically weighted regression. In *the analysis of spatially varying relationships*. Chichester: Wiley.

- Kartika, S., Sufri, & Kholijah, G. (2020). Penggunaan metode geographically weighted regression (GWR) untuk mengestimasi faktor dominan yang mempengaruhi penduduk miskin di provinsi jambi. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 37-45.
- Leung, Y., Mei, C.-L., & Zhang, W.-X. (2000). Statistical tests for spatial nonstationarity based on the geographically weighted regression model. *Environment and Planning A*, 32, 9-32. <https://doi.org/10.1068/a3162>
- Lutfiani, N., Sugiman, & Mariani, S. (2019). Pemodelan geographically weighted regression (GWR) dengan fungsi pembobot kernel gaussian dan bi-square. *UNNES Journal of Mathematics*, 1(8), 82-91.
- Massey Jr., F. J. (1951). The kolmogorov-smirnov test for goodness of fit. *Journal of the American Statistical Association*, 68-78. <https://psycnet.apa.org/doi/10.2307/2280095>
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis 5th edition*. West Sussex: John Wiley & Sons.
- Rencher, A., & Schaalje, G. (2008). *Linear model in statistics 2nd edition*. New Jersey: Wiley & Sons.
- WHO (World Health Organization). (2021). *Global Tuberculosis Report 2021*. Geneva: [www.who.int/tb/data](http://www.who.int/tb/data).