

Pemodelan *Robust Geographically Weighted Regression* Dengan *Least Absolute Deviation* Pada Kasus Tuberkulosis di Jawa Barat

Nur Hikmatun Nazilah *, Nur Azizah Komara Rifai

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

nzilahrky@email.com, nur.azizah@unisba.ac.id

Abstract. Tuberculosis (TBC) is an infectious disease caused by *Mycobacterium tuberculosis*, which primarily affects the lungs but can also spread to other organs. Indonesia ranks second in the world for the highest number of TBC cases after India, with West Java Province contributing the most cases. This is likely due to the province's large population and high population density. TBC data is often analyzed using classical linear regression however, this method assumes a homogeneous relationship between variables across regions. In reality, differences in geographical, social, and economic conditions between areas lead to spatial variation and potential outliers in the data. This study applies the Robust Geographically Weighted Regression (RGWR) method with the Least Absolute Deviation (LAD) approach to model TBC cases in West Java in 2023. The RGWR-LAD method effectively addresses outliers and spatial heterogeneity. The results show that R-square values and significant variables vary across regions. However, the variables percentage of poor population and population density tend to consistently influence TBC cases in most areas

Keywords: *Robust Geographically Weighted Regression, Least Absolute Deviation, Tuberculosis.*

Abstrak. Tuberkulosis (TBC) adalah penyakit infeksi menular akibat *Mycobacterium tuberculosis* yang umumnya menyerang paru-paru, tetapi bisa menyebar ke organ lain. Indonesia menempati peringkat kedua kasus TBC tertinggi di dunia setelah India, dengan Provinsi Jawa Barat sebagai penyumbang kasus terbanyak. Hal ini diduga karena tingginya populasi dan kepadatan penduduk di provinsi tersebut. Analisis TBC sering menggunakan regresi linier klasik, namun metode ini mengasumsikan hubungan antar variabel bersifat homogen di seluruh wilayah, padahal kondisi geografis, sosial, dan ekonomi tiap daerah berbeda. Perbedaan ini memunculkan variasi spasial serta potensi pencilan dalam data. Penelitian ini menerapkan metode *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan pendekatan *Least Absolute Deviation* (LAD) untuk memodelkan kasus TBC di Jawa Barat tahun 2023. Metode RGWR-LAD dapat menangani pencilan dan heterogenitas spasial. Hasil model menunjukkan bahwa nilai *R-square* dan variabel yang signifikan berbeda antar wilayah. Namun, variabel jumlah penduduk miskin dan kepadatan penduduk cenderung konsisten berpengaruh terhadap kasus TBC di sebagian besar wilayah.

Kata Kunci: *Robust Geographically Weighted Regression, Least Absolute Deviation, Tuberkulosis.*

A. Pendahuluan

Regresi linier berganda merupakan perluasan dari regresi linier sederhana yang digunakan ketika terdapat lebih dari satu variabel independen (X) yang memengaruhi variabel dependen (Y). Analisis ini berguna untuk memahami hubungan antar variabel secara lebih mendalam (Sudjana, 2005). Dalam penerapannya, regresi ini memerlukan terpenuhinya sejumlah asumsi, seperti normalitas residual, tidak adanya multikolinearitas, homoskedastisitas, serta bebas autokorelasi. Namun, metode ini juga mengasumsikan bahwa hubungan antar variabel bersifat seragam di seluruh wilayah, padahal kenyataannya hubungan tersebut dapat bervariasi akibat perbedaan geografis maupun karakteristik daerah.

Analisis spasial mempertimbangkan faktor lokasi dan distribusi fenomena yang dipengaruhi oleh kedekatan wilayah. Efek spasial terbagi menjadi dua, yakni dependensi spasial yaitu keterkaitan antar wilayah dan heterogenitas spasial yaitu perbedaan karakteristik antar wilayah (Anselin, 1988). Ketika terdapat heterogenitas spasial, maka hubungan antar variabel dapat berbeda-beda antar wilayah, dan model regresi linier biasa menjadi kurang akurat karena menganggap hubungan antar variabel konstan di semua lokasi. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu menyesuaikan model terhadap karakteristik lokal, yaitu *Geographically Weighted Regression* (GWR).

GWR merupakan metode regresi yang memungkinkan setiap lokasi memiliki parameter estimasi sendiri (Lutfiani & Mariani, 2019). Pendekatan ini mempertimbangkan koordinat geografis (lintang dan bujur) dengan estimasi parameter menggunakan metode *Weighted Least Squares* (WLS) untuk meminimalkan total galat kuadrat (Afifah et al., 2017). Namun, kelemahan GWR adalah sensitivitasnya terhadap pencilan, karena WLS sangat dipengaruhi oleh nilai ekstrem (Wulandari et al., 2019), sama seperti *Ordinary Least Square* (OLS) yang juga menggunakan prinsip galat kuadrat minimum. Maka dari itu, diperlukan metode yang lebih robust terhadap pencilan agar estimasi parameter lebih stabil dan akurat, seperti, metode *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) yang mampu mengurangi pengaruh pencilan, terutama ketika data tidak berdistribusi normal dan terdapat nilai ekstrem (Rahayu et al., 2023). Estimasi parameter pada RGWR dapat dilakukan menggunakan *Least Absolute Deviation* (LAD), yang meminimalkan jumlah nilai absolut galat, sehingga lebih tahan terhadap pencilan tanpa perlu mengidentifikasi titik ekstrem tersebut secara eksplisit (Afifah et al., 2017).

Penelitian ini berfokus pada kasus TBC, salah satu penyakit menular yang masih menjadi masalah serius di Indonesia. Berdasarkan (*Global Tuberculosis Report*, 2024), Indonesia menempati urutan kedua setelah India dengan estimasi 1.060.000 kasus baru dan 134.000 kematian per tahun. Provinsi Jawa Barat, dengan populasi dan kepadatan tertinggi di Indonesia, berkontribusi besar terhadap penyebaran TBC. Berdasarkan data BPS, kasus TBC di Jawa Barat meningkat sebesar 11,74% dari 724.000 kasus di tahun 2022 menjadi 809.000 kasus pada 2023. Kenaikan ini mencerminkan bahwa pengendalian TBC masih menghadapi tantangan, sehingga perlu dilakukan upaya yang lebih optimal dalam penanganannya. Oleh karena itu, diperlukan analisis yang lebih mendalam mengenai kasus TBC di setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat. Penelitian ini bertujuan untuk melihat hasil pemodelan RGWR dengan metode LAD pada data jumlah kasus TBC di Jawa Barat. Hasil penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam memperluas pemahaman dan wawasan terkait penerapan model RGWR dengan pendekatan LAD. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk menyajikan informasi mengenai implementasi model tersebut dalam menganalisis data jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat.

B. Metode

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Jawa Barat dan situs web Open Data Jabar (2023). Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 27 kabupaten/kota yang tersebar di seluruh wilayah Provinsi Jawa Barat. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah variabel dependen yaitu Jumlah kasus TBC (Y) dan untuk variabel independennya yaitu Jumlah Penduduk miskin (X1), Presentase Rumah Tangga Berperilaku Hidup Bersih dan Sehat (X2), Kepadatan Penduduk (X3) dan Presentase Rumah Tangga yang Memiliki Akses Terhadap Sanitasi Layak (X4).

Penelitian ini menggunakan menggunakan pendekatan pemodelan RGWR dengan estimasi LAD. Model ini dipilih karena mampu mengakomodasi keberagaman spasial antar wilayah serta tahan terhadap pengaruh pencilan dalam data. Adapun tahapan dalam penerapan model RGWR-LAD adalah sebagai berikut.

Memodelkan regresi linear berganda

Regresi linier berganda adalah suatu metode yang digunakan saat variabel dependen dipengaruhi oleh lebih dari satu variabel independen (Sudjana, 2005). Bentuk umum dari model regresi linier berganda dapat dituliskan sebagai berikut (Montgomery et al., 2012):

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i ; i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Melakukan pengujian heterogenitas spasial

Pengujian heterogenitas spasial dilakukan untuk menilai perbedaan varians parameter regresi di tiap lokasi. Perbedaan ini dapat memengaruhi validitas model dalam analisis spasial. Uji *Breusch-Pagan* digunakan untuk mendeteksi apakah varians residual bervariasi secara signifikan (Arum et al., 2024). Prosedur dalam pengujian hipotesis Uji *Breusch-Pagan* adalah sebagai berikut (Anselin, 1988):

1) Hipotesis

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma^2$ (Tidak terdapat heterogenitas spasial)

$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$ (Terdapat heterogenitas spasial)

2) Statistik uji

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}' \mathbf{Z} (\mathbf{Z}' \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}' \mathbf{f} \quad (2)$$

3) Kriteria Uji

Tolak H_0 jika $BP > \chi_k^2$ atau nilai p-value $< \alpha$, sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat heterogenitas spasial.

Mendeteksi keberadaan pencilan

Salah satu metode yang digunakan untuk mendeteksi pencilan adalah *leverage*. *Leverage* menunjukkan seberapa besar pengaruh suatu pengamatan terhadap model berdasarkan nilai variabel independennya. Perhitungan nilai leverage dapat dilakukan menggunakan rumus sebagai berikut (Montgomery et al., 2012) :

$$h_i = \mathbf{x}_i' (\mathbf{X}' \mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}_i \quad (3)$$

Setiap baris pada pengamatan ke- i dalam matriks direpresentasikan oleh $\mathbf{x}_i'$. Jika nilai *leverage* h_i melebihi $\frac{2p}{n}$, dengan $p = k + 1$, maka pengamatan ke- i dapat dikategorikan sebagai outlier dalam variabel independen. Selain pencilan, terdapat amatan berpengaruh yang secara signifikan memengaruhi hasil estimasi regresi. Tidak semua outlier berdampak pada koefisien, dan tidak semua amatan berpengaruh adalah pencilan. Salah satu cara mendeteksinya adalah menggunakan *Difference in Fits Standardized* (DFFITS), yaitu ukuran perbedaan antara nilai prediksi dengan nilai prediksi saat satu pengamatan dihilangkan. Perhitungan nilai DFFITS dapat dilakukan menggunakan rumus sebagai berikut (Kutner et al., 2005) :

$$DFFITS_i = t_i \sqrt{\frac{h_i}{1 - h_i}} \quad (4)$$

Pengamatan dikatakan amatan berpengaruh jika $|DFFITS_i| > 2 \sqrt{\frac{p}{n}}$ dengan $p = k + 1$

Pembobotan Spasial

Dalam analisis spasial, matriks pembobot berperan penting dalam estimasi parameter karena menentukan pengaruh antar titik berdasarkan jarak geografis. Matriks ini berbentuk diagonal, dengan elemen diagonal berupa fungsi pembobot berdasarkan kedekatan spasial. Bentuk matriks pembobot

adalah sebagai berikut :

$$\mathbf{W}(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} w_1(u_i, v_i) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_2(u_i, v_i) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_n(u_i, v_i) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Dimana, $\mathbf{W}(u_i, v_i)$ merupakan pembobot pada data ke- j untuk mengestimasi parameter pada wilayah pengamatan ke- i .

Matriks pembobot berfungsi memberikan bobot lebih besar pada titik yang dekat dan lebih kecil pada titik yang jauh, sehingga estimasi parameter dapat berbeda di tiap lokasi. Penentuan matriks pembobot spasial dapat dilakukan melalui metode pembobotan menggunakan fungsi kernel. Salah satunya yaitu *Fixed Kernel Gaussian*, dengan rumus sebagai berikut :

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right) \quad (6)$$

Dimana d_{ij} merupakan jarak *euclidean* antar lokasi pengamatan yang dirumuskan sebagai berikut :

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (7)$$

Dimana $i, j = 1, 2, \dots, n$ dengan u_i adalah koordinat bujur pada wilayah amatan ke- i , u_j adalah koordinat bujur pada wilayah amatan ke- j , v_i adalah koordinat lintang pada wilayah amatan ke- i , dan v_j adalah koordinat lintang pada wilayah amatan ke- j . Sedangkan b adalah radius dari titik pusat lokasi ke- i atau dapat disebut juga *bandwidth*.

Pada pemodelan RGWR pada kriteria pemilihan bandwidth optimal, yaitu menggunakan *Absolute Cross Validation* (ACV) (Zhang & Mei, 2011). Skor ACV lebih tahan terhadap pencilan dibandingkan Cross Validation (CV), karena tidak terpengaruh oleh nilai ekstrem (Wang & Scott, 1994). Adapun rumus ACV yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$ACV = \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_{\neq i}(b)| \quad (8)$$

Memilih nilai bandwidth optimal memiliki cara yang sama dengan CV, yaitu dengan memilih nilai bandwidth yang menghasilkan ACV lebih kecil.

Robust Geographically Weighted Regression (RGWR)

RGWR merupakan pengembangan dari GWR dengan estimasi parameter yang lebih tahan terhadap pencilan. Perbedaan utamanya terletak pada penggunaan teknik robust, seperti *Least Absolute Deviation* (LAD), untuk mengurangi pengaruh nilai ekstrem dalam data. Saat diterapkan pada GWR, metode ini membentuk model RGWR yang lebih stabil terhadap pencilan, meskipun struktur persamaannya tetap sama dengan GWR dan dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^k \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

Estimasi Parameter RGWR

Estimasi parameter regresi pada RGWR tidak dapat dilakukan melalui proses diferensiasi seperti pada metode OLS, karena bentuk persamaannya tidak memiliki turunan. Oleh karena itu, solusi untuk memperoleh parameter dilakukan dengan pendekatan pemrograman linier. Prosedur pada estimasi nilai koefisien regresi menggunakan metode LAD dengan Meminimumkan $\sum_{i=1}^n (\varepsilon_i^+ + \varepsilon_i^-)$ sebagai berikut :

$$\min \sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) |\varepsilon_i| \quad (10)$$

Sehingga, bentuk kendala dalam pemrograman linier dibangun hingga mencapai nilai y_i , yang berfungsi sebagai batas dari setiap pengamatan ke- i , dengan persamaan sebagai berikut:

$$\beta_0(u_i v_i) - \sum_{k=1}^k \beta_k(u_i v_i) X_{ik} + (\varepsilon_i^+ + \varepsilon_i^-) = y_i \quad (11)$$

Masing-masing ε_i^+ dan ε_i^- merupakan deviasi positif dan negatif pada pengamatan ke- i

Pengujian signifikansi parameter

Pengujian parameter dalam model RGWR dilakukan untuk mengetahui apakah suatu variabel independen secara signifikan memengaruhi variabel dependen pada lokasi tertentu (Arum et al., 2024).

1) Hipotesis

$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = 0$ (tidak terdapat pengaruh signifikan dari variabel independen terhadap model)

$H_1: \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$ (terdapat pengaruh signifikan dari variabel independen terhadap model)

2) Statistik Uji

$$t_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{C_{kk}}} \quad (12)$$

3) Kriteria Uji

Jika $|t_{hit}| > t_{(1-\alpha/2, df)}$, maka H_0 ditolak. Artinya, parameter ke- k di lokasi ke- i berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen.

Menghitung nilai koefisien determinasi

Koefisien determinasi mengukur seberapa baik model menjelaskan variasi data. Nilai koefisien determinasi yang rendah menunjukkan variabel independen kurang mampu menjelaskan variabel dependen, sedangkan nilai yang mendekati satu menunjukkan hubungan yang kuat (Lutfiani & Mariani, 2019). Pada model GWR, perhitungan nilai koefisien determinasi disesuaikan dengan karakteristik spasial dari model.

$$R_i^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (13)$$

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Bagian Regresi Linear Berganda

Pada penelitian ini, estimasi parameter untuk koefisien regresi linier berganda dilakukan dengan menerapkan metode *Ordinary Least Square* (OLS) dan diperoleh model regresi OLS adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y} = -6,87 + 55,79 X_1 + 88,44 X_2 + 769,84 X_3 - 30,64 X_4$$

Berdasarkan hasil model Regresi Linier Berganda, dapat diketahui bahwa peningkatan pada variabel Jumlah Penduduk Miskin (X_1), Persentase Rumah Tangga dengan Perilaku Hidup Bersih dan Sehat (PHBS) (X_2), serta Kepadatan Penduduk (X_3) akan meningkat juga pada jumlah kasus TBC (Y). Sebaliknya, peningkatan pada Persentase Rumah Tangga yang Memiliki Akses Terhadap Sanitasi Layak (X_4) maka Jumlah Kasus TBC (Y) akan menurun.

Uji Heterogenitas Spasial

Dalam penelitian ini, pengecekan terhadap heterogenitas spasial dilakukan dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan*. Hasil statistik uji *Breusch-Pagan* didapat sebesar 9,5079 lebih besar dari nilai kritisnya $\chi^2_{(0,05;4)} = 9,488$, maka H_0 ditolak dan jika dilihat dari nilai p -value dengan taraf signifikansi 5% yaitu didapat nilai p -value sebesar 0,04958, artinya lebih kecil dibanding α yaitu sebesar 0,05. Dapat disimpulkan bahwa terdapat perbedaan varians antar lokasi, atau dengan kata lain, terjadi keragaman spasial pada variabel-variabel dalam data TBC.

Deteksi Pencilan

Identifikasi terhadap pengamatan yang berpotensi sebagai pencilan dapat dilakukan dengan menggunakan dua indikator, yaitu nilai leverage dan DFFITS.

1) Nilai Leverage

Deteksi pencilan dilakukan dengan memperhatikan nilai *leverage*, di mana suatu pengamatan dianggap sebagai pencilan jika nilai *leverage* melebihi $\frac{2p}{n}$. Dengan jumlah data sebanyak 27, maka batas nilai *leverage* adalah $\frac{10}{27} = 0,37037$. Hasil identifikasi pencilan berdasarkan kriteria ini adalah sebagai berikut.

Tabel 1. Nilai *Leverage*

KAB/KOTA	Nilai Leverage	Keterangan
Kabupaten Bogor	0,4756	Pencilan
Kota Sukabumi	0,3755	Pencilan
Kota Bandung	0,4462	Pencilan

Berdasarkan Tabel 1. menunjukkan bahwa terdapat daerah yaitu Kabupaten Bogor, Kota Sukabumi, dan Kota Bandung dengan nilai leverage melebihi batas nilai *leverage* yaitu 0,37037.

2) Nilai DFFITS

Mendeteksi pencilan dapat juga menggunakan nilai DFFITS. Suatu pengamatan dianggap sebagai pencilan dan memiliki pengaruh besar terhadap model apabila nilai absolut DFFITS melebihi $2\sqrt{\frac{p}{n}}$, yaitu sebesar 0,860663.

Tabel 2. Nilai

KAB/KOTA	DFFITS _i	Keterangan
Kabupaten Bogor	2,2197	Berpengaruh
Kota Bandung	1,0401	Berpengaruh

DFFITS

Berdasarkan Tabel 2. dapat dilihat bahwa Kabupaten Bogor dan Kota Bandung, adalah data yang memiliki nilai DFFITS melebihi batas nilai DFFITS yaitu sebesar 0.860663. Nilai *leverage* dan DFFITS dapat disimpulkan bahwa Kabupaten Bogor dan Kota Bandung merupakan pengamatan yang teridentifikasi sebagai pencilan dan memiliki pengaruh signifikan terhadap model.

Pembobotan Spasial

Sebelum melakukan perhitungan bobot spasial, langkah awal yang perlu dilakukan adalah menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi Berikut merupakan contoh perhitungan jarak *Euclidean* antara Kabupaten Bogor dan Kabupaten Sukabumi.

$$d_{12} = \sqrt{(693,7689 - 713.0999)^2 + (9267,751 - 9234,076)^2} = 38,82903$$

Berdasarkan hasil perhitungan *Euclidean* antara Kabupaten Bogor dan Kabupaten Sukabumi diperoleh nilai $d_{12} = 38,82903$. Nilai ini menunjukkan jarak *Euclidean* antara kedua titik pusat wilayah tersebut.

Setelah diperoleh jarak *euclidean* antar lokasi, tahap selanjutnya adalah menentukan fungsi pembobot spasial yang paling sesuai untuk menghasilkan matriks bobot spasial yang digunakan dalam pemodelan RGWR. pendekatan yang digunakan untuk menentukan nilai *bandwidth* optimal adalah metode *Absolute Cross Validation* (ACV). Nilai *bandwidth* dipilih dengan memilih nilai *bandwith* yang menghasilkan ACV terkecil. Adapun nilai *bandwidth* menggunakan fungsi kernel dihitung menggunakan dan didapatkan nilai *bandwidth* sebesar 48,7258 dengan ACV yaitu 20,1679.

Dalam penelitian ini, metode pembobotan yang diterapkan adalah menggunakan *Fixed Gaussian* sebagai fungsi pembobot dikarenakan menghasilkan nilai ACV terkecil. Berikut merupakan matriks pembobot untuk Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat.

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{0}{48,7258}\right)^2\right) & \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{38,8290}{48,7258}\right)^2\right) & \dots & \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{213,8542}{48,7258}\right)^2\right) \\ \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{38,829}{48,7258}\right)^2\right) & \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{0}{48,7258}\right)^2\right) & \dots & \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{184,2944}{48,7258}\right)^2\right) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{213,854}{48,7258}\right)^2\right) & \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{184,2944}{48,7258}\right)^2\right) & \dots & \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{0}{48,7258}\right)^2\right) \end{bmatrix}$$

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 1 & 0,7280 & \dots & 0,0001 \\ 0,7280 & 1 & \dots & 0,0008 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,0001 & 0,0008 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Estimasi Parameter Model RGWR

Estimasi parameter dilakukan pada setiap lokasi pengamatan, sehingga nilai parameter yang dihasilkan bersifat lokal dan hanya berlaku untuk lokasi tersebut, serta tidak dapat digeneralisasikan ke lokasi lainnya. Tabel 3. merupakan ringkasan dari hasil parameter RGWR dengan pendekatan LAD.

Tabel 3. Ringkasan Estimasi Parameter RGWR

Variabel	Maksimum	Rata-Rata	Minimum
Intersep	7852,29	-3176,35	-13834,85
x_1	68,54	46,01	27,35
x_2	192,58	46,21	-155,91
x_3	1028,40	723,24	421,63
x_4	47,46	-22,17	-64,89

Berdasarkan Tabel 3. diketahui bahwa hasil estimasi parameter untuk masing-masing variabel menunjukkan adanya variasi pengaruh antar wilayah terhadap jumlah kasus TBC. Untuk konstanta, memiliki nilai berkisar antara -13834,85 hingga 7852,29 dengan rata-rata sebesar -3176,35. Estimasi parameter untuk variabel x_1 , yang merepresentasikan Jumlah Penduduk Miskin, memiliki nilai antara 27,35 hingga 68,54 dengan rata-rata 46,01. Sementara itu, estimasi parameter x_2 , yang mewakili indikator PHBS, berada pada kisaran -155,91 hingga 192,58 dengan nilai rata-rata sebesar 46,21. Untuk parameter x_3 , yaitu variabel Kepadatan Penduduk, nilai estimasi berkisar antara 421,63 hingga 1028,40, dengan rata-rata sebesar 723,24. Terakhir, parameter x_4 yaitu Presentase Rumah Tangga yang Memiliki Akses Terhadap Sanitasi Layak, memiliki nilai antara -64,89 hingga 47,46 dengan nilai rata-rata -22,17.

Uji Signifikansi Parameter RGWR

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui variabel independen mana saja yang secara signifikan memengaruhi variabel dependen, sehingga digunakan uji-t. Variabel yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model dapat dikenali melalui hasil uji tersebut. $|t_{hit}| > t_{\left(\frac{\alpha}{2}, df_{RGWR}\right)}$. Pada taraf signifikansi 5%, nilai $t_{\left(\frac{\alpha}{2}, n-p\right)} = t_{(0,025,22)} = 2.07$. Berikut merupakan pengelompokan wilayah berdasarkan hasil uji signifikansi parameter model RGWR adalah sebagai berikut.

Tabel 4. Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Variabel Signifikan

No	Wilayah	Variabel Sginifikan
1.	Kab. Bogor, Kab. Sukabumi, Kab. Cianjur, Kab. Garut, Kab. Tasikmalaya, Kab. Ciamis, Kab. Kuningan, Kab. Cirebon, Kab. Majalengka, Kab. Indramayu, Kab. Karawang, Kab. Pangandaran, Kota Bogor, Kota Sukabumi, Kota Cirebon, Kota Depok, Kota Tasikmalaya dan Kota Banjar	x_1 dan x_3

2. Kab. Bandung, Kab. Sumedang, Kab. Subang, Kab. Purwakarta, Kab. Bekasi, Kab. Bandung Barat, Kota Bandung, Kota Bekasi dan Kota Cimahi x_1, x_2 dan x_3
-

Koefisien Determinasi

Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai koefisien determinasi model RGWR dengan LAD untuk 27 kabupaten/kota di Jawa Barat memiliki nilai koefisien yang berbeda-beda. Sebagai contoh untuk Kabupaten Bogor memiliki nilai koefisien determinasi sebesar 99% hal ini menunjukkan bahwa keragaman jumlah kasus TBC yang dapat dijelaskan oleh model sebesar 99% dan sisanya 1% dijelaskan oleh faktor-faktor lain yang tidak dimasukkan ke dalam model.

Interpretasi Model

Hasil estimasi parameter RGWR dengan pendekatan LAD menunjukkan bahwa setiap kabupaten/kota di provinsi Jawa Barat memiliki bentuk model RGWR yang berbeda-beda, berikut merupakan salah satu pemodelan jumlah TBC dengan RGWR pada Kabupaten Bogor.

$$y_1 = -6648,31 + 68,5378 x_1 - 89,0362 x_2 + 891,7652 x_3 - 64,8937 x_4$$

Nilai Koefisien parameter x_1 sebesar 68,5378 untuk variabel $x_{1,1}$ (Jumlah Penduduk Miskin) berarti setiap kenaikan satu satuan pada Jumlah Penduduk Miskin dengan asumsi variabel lainnya tetap akan menyebabkan peningkatan jumlah kasus TBC sebesar 68,5378. Selanjutnya, nilai koefisien $x_2 - 89,0362$ untuk variabel x_2 (Persentase Rumah Tangga Berperilaku Hidup Bersih dan Sehat) berarti, setiap bertambah satu persen pada Persentase Rumah Tangga Berperilaku Hidup Bersih dan Sehat dengan asumsi variabel lainnya tetap akan menyebabkan penurunan jumlah kasus TBC sebesar 89,0362. Untuk variabel x_3 (Kepadatan Penduduk), diperoleh koefisien x_3 sebesar 891,7652, berarti bertambah satu satuan pada Kepadatan Penduduk akan berkontribusi terhadap peningkatan jumlah kasus TBC sebesar 891.7652 satuan. Adapun variabel x_4 (Presentase Rumah Tangga yang Memiliki Akses Terhadap Sanitasi Layak) memiliki koefisien x_4 sebesar $-64,8937$ berarti bahwa Presentase Sanitasi Layak bertambah satu persen dan variabel lain dianggap konstan, maka jumlah kasus TBC akan menurun sebesar 64,8937.

D. Kesimpulan

Hasil estimasi model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan pendekatan *Least Absolute Deviation* (LAD) menunjukkan bahwa setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat memiliki bentuk model yang berbeda-beda, sesuai dengan karakteristik lokal masing-masing wilayah. Hal ini menunjukkan kemampuan RGWR dengan pendekatan LAD dalam menangkap variasi spasial dan menghasilkan estimasi parameter yang bersifat lokal. Model ini memberikan hasil yang baik untuk memodelkan data TBC di Jawa Barat tahun 2023 yang memiliki keragaman spasial serta mengandung pencilan, karena pendekatan LAD mampu menghasilkan estimasi yang robust dan tidak terpengaruh oleh nilai-nilai ekstrem. Berikut merupakan salah satu pemodelan jumlah TBC dengan RGWR pada Kabupaten Bogor.

$$y_1 = -6648,31 + 68,5378 x_1 - 89,0362 x_2 + 891,7652 x_3 - 64,8937 x_4$$

Model RGWR pada Kabupaten Bogor memiliki nilai koefisien determinasi sebesar 99% hal ini menunjukkan bahwa keragaman jumlah kasus TBC yang dapat dijelaskan oleh model sebesar 99% dan sisanya 1% dijelaskan oleh faktor-faktor lain yang tidak dimasukkan ke dalam model.

Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan syukur kepada Allah SWT atas rahmat dan petunjuk-Nya selama proses penelitian ini. Terima kasih disampaikan kepada orang tua dan keluarga atas dukungan moral dan doanya. serta kepada Ibu Nur Azizah Komara Rifai, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing, atas bimbingan dan arahnya. Penulis juga berterima kasih kepada seluruh pihak yang telah berkontribusi dalam mendukung kelancaran penelitian ini.

Daftar Pustaka

- Afifah, R., Andriyana, Y., & Jaya, I. G. N. M. (2017). Robust geographically weighted regression with least absolute deviation method in case of poverty in Java Island. *AIP Conference Proceedings*, 1827(September 2017). <https://doi.org/10.1063/1.4979439>
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Kluwer Academic.
- Arum, P. R., Ridwan, M., Alfidayanti, I., & Wasono, R. (2024). Robust Geographically Weighted Regression With Least Absolute Deviation (Lad) Estimation and M-Estimation on Grdp of West Java Province. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 18(3), 1573–1584. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss3pp1573-1584>
- Diyandini, S. M., & Kurniati, E. (2024). Analisis Maksimalisasi Utilitas Konsumen Melalui Grafik dan Persamaan Rumus. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 2(1), 1–10.
- Global tuberculosis report*. (2024).
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., C. J., Neter, J., & Li, W. (2005). *Applied linear statistical models*. McGraw-Hill Irwin.
- Luhung Mustika Budiharti, & Sunendiari, S. (2021). Pemodelan dan Pemetaan Jumlah Penderita Kusta di Jawa Barat dengan Regresi Binomial Negatif dan Flexibly Shaped Spatial Scan Statistic. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 99–106. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.409>
- Lutfiani, N., & Mariani, S. (2019). Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) dengan Fungsi Pembobot Kernel Gaussian dan Bi-square. *UNNES Journal of Mathematics*, 5(1), 82–91.
- Montgomery, C. D., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction To Linear Regression Analysis* (5th ed). John Wiley & Sons, Inc.
- Muhammad Bangkit Riksa Utama, & Hajarisman, N. (2021). Metode Pemilihan Variabel pada Model Regresi Poisson Menggunakan Metode Nordberg. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 35–42. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i1.24>
- Rahayu, L., Ulfa, E. M., Sasmita, N. R., Sofyan, H., Kruba, R., Mardalena, S., & Saputra, A. (2023). Unraveling Geospatial Determinants: Robust Geographically Weighted Regression Analysis of Maternal Mortality in Indonesia. *Infolitika Journal of Data Science*, 1(2), 73–81. <https://doi.org/10.60084/ijds.v1i2.133>
- Sudjana. (2005). *Metode Statistika* (7th ed.). PT TARSITO BANDUNG.
- Wang, F. T., & Scott, D. W. (1994). The L1 method for robust nonparametric regression. *Journal of the American Statistical Association*, 89(425), 65–76. <https://doi.org/10.1080/01621459.1994.10476446>

- Wulandari, P. P., Djuraidah, A., & Wigena, A. H. (2019). Robust Geographically Weighted Regression Modeling using Least Absolute Deviation and M-Estimator. *International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology*, 6(1), 238–245. <https://doi.org/10.32628/ijrsrset196123>
- Zakiyatis Salmaini, & Suliadi. (2021). SPC (Statistical Process Control) Fase II Diagram Kendali Cusum (Cumulative Sum) Nonparametrik Berdasarkan Statistik Mann-Whitney Pada Data Harga Saham PT NO. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 83–91. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.404>
- Zhang, H., & Mei, C. (2011). Local least absolute deviation estimation of spatially varying coefficient models: Robust geographically weighted regression approaches. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(9), 1467–1489. <https://doi.org/10.1080/13658816.2010.528420>