

PEMODELAN GEOGRAPHICALLY WEIGHTED NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION DENGAN PEMBOBOT FIXED KERNEL GAUSSIAN DAN BISQUARE PADA JUMLAH KASUS TUBERKULOSIS DI JAWA TENGAH

Safinaz Berkhafi Jannah

Program Studi S1 Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya

Email: safinaz.22103@mhs.unesa.ac.id

Danang Ariyanto

Program Studi S1 Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya

Penulis Korespondensi: danangariyanto@unesa.ac.id

Abstrak

Tuberkulosis (TBC) merupakan penyakit menular akibat bakteri *Mycobacterium Tuberculosis* dan masih menjadi masalah kesehatan global yang serius, di mana Indonesia menempati peringkat kedua dengan jumlah kasus tertinggi di dunia. Provinsi Jawa Tengah merupakan wilayah dengan jumlah kasus TBC tertinggi ketiga di Indonesia. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus TBC di Jawa Tengah tahun 2024. Data jumlah kasus TBC merupakan *data count* yang mengalami overdispersi sehingga regresi Poisson tidak sesuai dan digantikan dengan regresi *Negative Binomial*. Untuk menangkap variasi pengaruh antar wilayah, model dikembangkan menggunakan pendekatan spasial *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) dengan fungsi pembobot *Fixed Kernel Gaussian* dan *Bisquare*. Variabel prediktor yang digunakan meliputi persentase sarana air minum aman, jumlah puskesmas, dan persentase sanitasi layak. Hasil analisis menunjukkan adanya perbedaan karakteristik faktor risiko antar wilayah, dan berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), model GWNBR dengan *Fixed Gaussian Kernel* merupakan model terbaik, dengan pengelompokan wilayah menghasilkan tujuh kelompok kabupaten/kota.

Kata Kunci: Tuberkulosis, *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR), *Fixed Gaussian Kernel*, *Fixed Bisquare Kernel*

Abstract

Tuberculosis (TB) is an infectious disease caused by the bacterium *Mycobacterium Tuberculosis* and remains a global health problem, with Indonesia ranking second in the world for the highest number of cases. Central Java Province is the region with the third highest number of TB cases in Indonesia. This study aims to identify the factors that influence the number of TB cases in Central Java in 2024. The TB case data is count data that experiences overdispersion, so Poisson regression is not appropriate and is replaced with *Negative Binomial* regression. To capture the variation in influence between regions, the model was developed using a *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) spatial approach with a *Fixed Gaussian* and *Fixed Bisquare Kernel* weighting function. The predictor variables used include the percentage of safe drinking water facilities, the number of community health centers, and the percentage of adequate sanitation. The results of the analysis show differences in the characteristics of risk factors between regions, and based on the number of *Akaike Information Criterion* (AIC), the GWNBR model with a *Fixed Gaussian Kernel* is the best model, with regional grouping resulting in seven groups of districts/cities.

Keywords: Tuberculosis, *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR), *Fixed Gaussian Kernel*, *Fixed Bisquare Kernel*.

PENDAHULUAN

Tuberkulosis (TBC) masih menjadi permasalahan kesehatan global yang serius. Berdasarkan laporan *World Health Organization* (2024), Indonesia menempati posisi kedua dengan beban kasus TBC tertinggi di dunia, yang mencapai lebih dari 1,09 juta kasus baru per tahun (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2024). Oleh karena itu,

pemerintah menargetkan eliminasi TBC pada tahun 2030 melalui Peraturan Presiden No. 67 Tahun 2021 dengan penguatan layanan kesehatan dan upaya pencegahan terpadu (Sekretariat Negara Republik Indonesia, 2021).

Provinsi Jawa Tengah merupakan salah satu wilayah dengan beban kasus TBC yang tinggi, dengan lebih dari 107 ribu kasus pada tahun 2024

(Kementerian Kesehatan, 2024). Tingginya kasus ini dipengaruhi oleh faktor kepadatan penduduk, kondisi sosial ekonomi, sanitasi, dan akses layanan kesehatan yang bervariasi antar wilayah, sehingga berpotensi menimbulkan adanya pengaruh lokal yang khas oleh suatu daerah dalam menentukan faktor risiko TBC (Suryani & Ibad, 2022; Cana dkk., 2024; Septiani, 2024).

Secara statistik, jumlah kasus TBC merupakan data *count* yang umumnya dianalisis menggunakan regresi Poisson (Agresti, 2007). Namun, asumsi ekuidispersi sering tidak terpenuhi karena adanya overdispersi, sehingga diperlukan pendekatan yang lebih fleksibel seperti regresi *Negative Binomial* (Hilbe, 2007; Hinde & Demétrio, 1998). Meskipun demikian, model ini bersifat global dan belum mampu menangkap variasi spasial antar wilayah.

Mengatasi hal tersebut, digunakan metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) yang mampu menghasilkan parameter lokal pada setiap wilayah (Fotheringham dkk., 2002). Dalam penerapannya, pemilihan fungsi pembobot seperti *Gaussian* dan *Bisquare* menjadi faktor penting dalam menentukan hasil estimasi model.

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan kasus TBC di Provinsi Jawa Tengah tahun 2024 menggunakan metode GWNBR dengan membandingkan pembobot fixed Gaussian dan fixed Bisquare guna memperoleh model terbaik, mengidentifikasi variasi pengaruh faktor risiko secara lokal, serta melakukan pengelompokan wilayah berdasarkan kesamaan variabel yang berpengaruh signifikan.

KAJIAN TEORI

REGRESI POISSON

Regresi Poisson digunakan untuk memodelkan data cacahan (*count data*), yaitu jumlah kejadian dalam suatu interval waktu atau wilayah tertentu (Agresti, 2007). Fungsi peluang distribusi Poisson dinyatakan sebagai berikut:

$$P(y, \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}, y = 0, 1, 2, \dots, n; \mu > 0 \quad (1)$$

yang memiliki sifat $E(Y) = \text{Var}(Y) = \mu$.

Model matematis regresi Poisson dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mu_i = \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} \quad (2)$$

di mana μ_i merupakan nilai harapan (rata-rata) dari variabel respon pada pengamatan ke- i , $\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}$ adalah prediktor linear, dengan β_p adalah parameter regresi variabel prediktor ke- p , serta x_{ip} merupakan nilai variabel bebas ke- p dan pengamatan ke- i .

Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan fungsi log-likelihood:

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n \left[y_i (\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}) - e^{\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}} - \ln(y_i!) \right] \quad (3)$$

yang kemudian dioptimalkan secara iteratif, menggunakan metode iterasi numerik Newton-Raphson (Montgomery dkk., 2012).

OVERDISPERSI

Overdispersi pada regresi Poisson terjadi ketika varians lebih besar dari rata-rata ($\text{Var}(Y) > E(Y)$), sehingga melanggar asumsi ekuidispersi (Hilbe, 2007). Rumus uji overdispersi menggunakan statistik uji pearson dituliskan sebagai berikut

$$\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu_i)^2}{\sigma_i^2} \sim \chi_{(n-p)}^2; \text{ dengan } p = k + 1 \quad (4)$$

Overdispersi terjadi apabila nilai rasio *pearson's chi-square* dengan derajat bebasnya lebih besar dari satu.

REGRESI NEGATIVE BINOMIAL

Distribusi *negative binomial* dapat diperoleh sebagai hasil *mixture* Poisson-Gamma yang mampu mengakomodasi overdispersi (Agresti, 2007). Fungsi peluangnya dinyatakan sebagai (Greene, 2008):

$$f(y; \mu, \theta) = \frac{\Gamma(y + \frac{1}{\theta})}{\Gamma(\frac{1}{\theta}) y!} \left(\frac{1}{1 + \theta \mu} \right)^{\frac{1}{\theta}} \left(\frac{\theta \mu}{1 + \theta \mu} \right)^y, \quad (5)$$

Model regresi *Negative Binomial* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mu_i = \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} \quad (6)$$

Dengan fungsi log-likelihoodnya adalah:

$$\ln(L(\boldsymbol{\beta}, \theta)) = \sum_{i=1}^n \left[\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln(1 + r\theta) - y_i \ln(\theta) - \ln(y_i!) + y_i \ln(e^{\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}} \theta) - \left(y_i + \frac{1}{\theta} \right) \ln \left(1 + e^{\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}} \theta \right) \right] \quad (7)$$

Estimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan θ dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) melalui algoritma iteratif seperti Newton-Raphson.

HETEROGENITAS SPASIAL

Heterogenitas spasial menunjukkan adanya perbedaan karakteristik antar lokasi yang menyebabkan hubungan antar variabel tidak seragam secara spasial. Uji yang digunakan adalah *Breusch-Pagan (BP) Test* dengan rumus berikut:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \sim \chi^2(p), \quad (8)$$

dengan $\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T$, $f_i = \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1$, e_i residual pengamatan ke- i , dan $\mathbf{Z}$ adalah matriks berukuran $n \times (p+1)$ yang memuat variabel penjelas. Keputusan menolak H_0 jika $BP > \chi_{\alpha, p}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$ (Anselin, 1988; Ariyanto dkk., 2017).

GEOGRAPHICALLY WEIGHTED NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION (GWNBR)

Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) merupakan pengembangan regresi *Negative Binomial* untuk data cacah yang mengalami overdispersi dan heterogenitas spasial. Model ini menghasilkan parameter yang bersifat lokal, sehingga setiap lokasi u_i, v_i memiliki parameter yang berbeda (Ricardo & Carvalho, 2013). Secara umum, model GWNBR dinyatakan sebagai:

$$y_i \sim NB \left[\exp \left(\sum_k \beta_k(u_i, v_i) x_{ik}, \theta_i(u_i, v_i) \right) \right] \quad (9)$$

dengan:

- i : 1, 2, 3, ..., n
- y_i : nilai observasi respon pada lokasi ke- i ,
- x_{ik} : nilai observasi prediktor ke- k pada lokasi ke- i ,
- $\beta_k(u_i, v_i)$: parameter regresi variabel prediktor ke- k pada setiap lokasi (u_i, v_i) ,
- $\theta_i(u_i, v_i)$: parameter dispersi untuk setiap lokasi (u_i, v_i) .

Estimasi parameter dilakukan menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) berbasis distribusi *Negative Binomial* dengan parameter lokal. Fungsi likelihood kemudian ditransformasikan ke bentuk log-likelihood dan dioptimalkan secara iteratif menggunakan metode Newton-Raphson, untuk memperoleh estimasi $\beta_p(u_i, v_i)$ dan $\theta_i(u_i, v_i)$ pada setiap lokasi (Ricardo & Carvalho, 2013; Suryani dkk., 2021).

Pengujian parameter dilakukan secara simultan menggunakan statistik *deviance*:

$$D(\hat{\beta}) = 2[\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega})] \quad (10)$$

Di mana $\ln L(\hat{\Omega})$ adalah fungsi log-likelihood model yang melibatkan variabel prediktor, dan $\ln L(\hat{\omega})$ adalah fungsi log-likelihood model tanpa melibatkan variabel prediktor. Pengambilan keputusan menolak H_0 jika $D(\hat{\beta}) > \chi_{p, \alpha}^2$.

Pengujian parsial dilakukan menggunakan uji Wald dengan persamaan berikut:

$$Z = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{SE(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))} \quad (11)$$

dengan $SE(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))$ menyatakan standar error dari $\hat{\beta}_k(u_i, v_i)$, dan keputusan tolak H_0 jika $|Z| > Z_{\alpha/2}$.

FUNGSI PEMBOBOT

Fungsi pembobot (*kernel weighting*) digunakan untuk memberikan bobot antar lokasi berdasarkan kedekatan spasial. Salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah *fixed kernel*, yaitu pembobotan dengan *bandwidth* konstan untuk seluruh lokasi pengamatan (Fotheringham dkk., 2002). Jarak antar lokasi dihitung menggunakan jarak *Euclidean*:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (12)$$

Dalam penelitian ini digunakan kernel *Gaussian* dan *Bisquare* karena mewakili dua karakteristik utama, yaitu pembobotan kontinu dan pembobotan dengan batas jarak.

Fungsi *fixed Gaussian kernel* memberikan bobot yang menurun secara halus seiring bertambahnya jarak, dengan fungsi sebagai berikut:

$$w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{h} \right)^2 \right] \quad (13)$$

Sedangkan *fixed Bisquare kernel* memberikan bobot hingga nol pada batas *bandwidth*, karena pembobotannya mempertimbangkan jarak antar lokasi sehingga setiap lokasi memperoleh bobot sesuai kedekatannya dan menjadi nol ketika melebihi *bandwidth* (Iriany dkk., 2024). Fungsi *Fixed Bisquare Kernel* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h} \right)^2 \right)^2, & \text{jika } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > h \end{cases} \quad (14)$$

dengan d_{ij} sebagai jarak antar lokasi dan h sebagai *bandwidth* optimum yang umumnya diperoleh

melalui metode *cross-validation* (Leung dkk., 2000; Nakaya dkk., 2005).

MODEL TERBAIK

Pemilihan model terbaik dilakukan untuk memperoleh model yang paling sesuai dalam menjelaskan hubungan antara variabel prediktor dan respon. Salah satu kriteria yang umum digunakan adalah *Akaike Information Criterion* (AIC), yang berbasis *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan mempertimbangkan keseimbangan antara *goodness of fit* dan kompleksitas model (Burnham & Anderson, 2004). Rumus AIC dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$AIC = -2 \ln L(\hat{\beta}) + 2k \quad (15)$$

dengan $L(\hat{\beta})$ adalah nilai likelihood maksimum dan k adalah jumlah parameter. Model terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil (Burnham & Anderson, 2004).

METODE

DATA PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Tengah, serta dokumen resmi *Profil Kesehatan Jawa Tengah 2024*. Data yang digunakan mencakup jumlah kasus TBC tahun 2024 sebagai variabel respon, serta variabel prediktornya mencakup: Persentase Sarana Air Minum Aman (X1), Jumlah Puskesmas (X2), dan Persentase Akses Sanitasi Layak (X3). Unit pengamatan meliputi 35 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah, yang terdiri atas 29 kabupaten dan 6 kota.

TEKNIS ANALISIS DATA

Analisis dilakukan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Tengah tahun 2024 menggunakan pendekatan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) dengan fungsi pembobot *fixed kernel Gaussian* dan *Bisquare*. Tahapan analisis meliputi:

1. Pemeriksaan multikolinearitas antar variabel prediktor menggunakan *Variance Inflation Factor* (VIF), dengan kriteria tidak terjadi multikolinearitas jika $VIF < 10$;
2. Pemodelan regresi Poisson melalui estimasi parameter dengan *Maximum Likelihood*

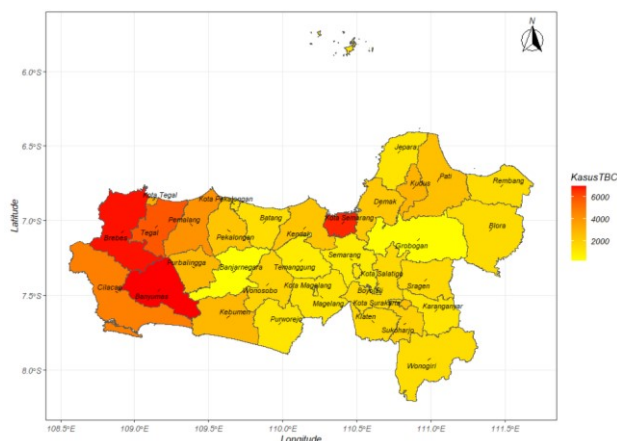
Estimation (MLE) serta pengujian signifikansi parameter secara simultan dan parsial;

3. Pengujian asumsi dispersi menggunakan rasio *Pearson Chi-square* terhadap derajat bebas, di mana nilai > 1 mengindikasikan overdispersi sehingga model Poisson kurang sesuai;
4. Pemodelan regresi *Negative Binomial* dengan estimasi MLE dan uji signifikansi parameter;
5. Pengujian heterogenitas spasial menggunakan uji *Breusch-Pagan*;
6. Pemodelan GWNBR yang meliputi penentuan koordinat geografis, perhitungan jarak antar lokasi, penentuan *bandwidth* optimal dengan *Cross Validation* (CV), serta penyusunan matriks pembobot menggunakan fungsi kernel *fixed Gaussian* dan *fixed Bisquare*, kemudian dilakukan estimasi parameter;
7. Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil, kemudian dilakukan pengelompokan wilayah berdasarkan kesamaan signifikansi parameter pada setiap kabupaten/kota, serta interpretasi faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kasus TBC.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Kasus Tuberkulosis (TBC) masih menjadi salah satu permasalahan kesehatan utama di Indonesia, termasuk di Provinsi Jawa Tengah. Pada tahun 2024, jumlah kasus TBC di Jawa Tengah tercatat mencapai 107.685 kasus, yang menempatkan provinsi ini pada peringkat ketiga dengan jumlah kasus tertinggi di Indonesia. Tingginya beban kasus tersebut menunjukkan bahwa TBC masih menjadi masalah serius yang memerlukan analisis lebih lanjut.

Gambaran awal mengenai distribusi kasus TBC di Jawa Tengah ditampilkan pada peta sebaran kasus berikut,



Gambar 1. Peta Sebaran Kasus TBC di Jawa Tengah

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa persebaran kasus TBC tidak merata antar kabupaten/kota. Wilayah dengan jumlah kasus tinggi cenderung terkonsentrasi di bagian barat Provinsi Jawa Tengah, seperti Kabupaten Brebes, Banyumas, dan Tegal yang ditunjukkan dengan warna merah. Sementara itu, wilayah bagian tengah hingga timur relatif memiliki jumlah kasus yang lebih rendah hingga sedang. Pola ini mengindikasikan adanya variasi spasial yang cukup kuat. Gambaran tersebut kemudian diperkuat melalui analisis statistik deskriptif yang disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Ringkasan Hasil Statistik Deskriptif

Variabel	Mean	Min.	Maks.	Std. Deviation
Y	2374	155	6992	1818,34
X1	84,13	13,44	100	16,99
X2	25,17	5,00	40,00	9,05
X3	81,78	46,78	98,92	10,52

Tabel 1 menunjukkan bahwa rata-rata jumlah kasus TBC sebesar 2.374 dengan standar deviasi yang cukup besar, yaitu 1.818,34, yang menandakan adanya variasi kasus yang tinggi antar wilayah. Variabel prediktor juga memiliki penyebaran yang cukup besar, khususnya pada X1 dan X3, yang mengindikasikan ketimpangan akses terhadap air minum aman dan sanitasi layak. Kondisi ini memperkuat dugaan bahwa faktor-faktor yang memengaruhi kasus TBC tidak bersifat seragam di seluruh wilayah.

Sebelum dilakukan pemodelan, dilakukan pemeriksaan multikolinearitas untuk memastikan tidak terdapat hubungan linear yang tinggi antar variabel prediktor. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Multikolinearitas

Variabel Prediktor (X)	Nilai VIF
X1	1,012885
X2	1,100448
X3	1,111527

Berdasarkan Tabel 2, seluruh nilai VIF berada jauh di bawah batas 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat masalah multikolinearitas. Dengan demikian, seluruh variabel prediktor dapat digunakan secara bersama dalam pemodelan.

Selanjutnya dilakukan pemodelan regresi Poisson sebagai model awal untuk data cacah, dengan asumsi bahwa variabel respon mengikuti distribusi Poisson. Hasil estimasi parameter disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Estimasi Regresi Poisson

Variabel	Z_{hitung}	$Pr(> Z)$	Ket
(Intercept)	1935,75	$2e^{-16}$	Signifikan
X1	-66,59	$2e^{-16}$	Signifikan
X2	121,00	$2e^{-16}$	Signifikan
X3	82,37	$2e^{-16}$	Signifikan
Deviance : 21.904		AIC : 22.238	

Berdasarkan pada Tabel 3, pada tingkat signifikansi 5% diperoleh nilai deviance sebesar 21.904 yang lebih besar dari nilai kritis distribusi $chi-square \chi^2_{(3,0.05)} = 7,81$, sehingga H_0 ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa variabel prediktor X1, X2, dan X3 secara simultan berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus TBC. Selain itu, seluruh parameter memiliki nilai $|Z_{hitung}|$ lebih besar dari nilai kritis $Z_{0,05} = 1,96$ serta $p-value < 0,05$, sehingga dapat disimpulkan bahwa masing-masing variabel prediktor X1, X2, dan X3 berpengaruh signifikan secara parsial terhadap jumlah kasus TBC. Model regresi Poisson yang terbentuk dapat dituliskan dalam persamaan berikut:

$$\mu_i = \exp[7,642 - 0,250898X1 + 0,491826X2 + 0,358303X3]$$

Namun demikian, kesesuaian model Poisson perlu diuji lebih lanjut melalui pengujian overdispersi. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 4

Tabel 4. Hasil Pengujian Overdispersi

Kriteria	Nilai	Df	Rasio (θ)
Pearson's chi-square	20403,55	31	658,179

Nilai rasio sebesar 658,179 yang jauh lebih besar dari 1 menunjukkan adanya overdispersi yang sangat kuat. Hal ini mengindikasikan bahwa model Poisson tidak sesuai digunakan, sehingga analisis

dilanjutkan menggunakan regresi *Negative Binomial* yang mampu mengakomodasi adanya overdispersi.

Hasil estimasi model regresi *Negative Binomial* disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Estimasi Regresi *Negative Binomial*

Variabel	Z_{hitung}	$Pr(> Z)$	Keterangan
(Intercept)	78,093	$2e^{-16}$	Signifikan
X1	-1,852	0,063964	Tidak Signifikan
X2	3,309	0,000937	Signifikan
X3	2,882	0,003956	Signifikan
Deviance : 36,966		AIC : 600,11	

Berdasarkan Tabel 5, pada tingkat signifikansi 5% diperoleh nilai *deviance* sebesar 36,966 yang lebih besar dari nilai kritis distribusi *chi-square* $\chi^2_{(3,0.05)} = 7,815$, sehingga H_0 ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa variabel prediktor X1, X2, dan X3 secara simultan berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus TBC. Namun, secara parsial diperoleh bahwa hanya variabel X2 dan X3 yang memiliki nilai $|Z_{hitung}|$ lebih besar dari nilai kritis $Z_{0,05} = 1,96$ serta $p - value < 0,05$, sehingga berpengaruh signifikan. Sedangkan variabel X1 tidak signifikan karena memiliki nilai $|Z_{hitung}| < 1,96$ dan $p - value > 0,05$. Hasil model regresi *Negative Binomial* yang terbentuk dituliskan dalam persamaan berikut:

$$\mu_i = \exp[7,67555 - 0,18591X1 + 0,34622X2 + 0,30307X3]$$

Selanjutnya dilakukan pengujian heterogenitas spasial untuk mengetahui apakah hubungan antar variabel bersifat homogen di seluruh wilayah. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian Heterogenitas Spasial

Nilai Uji BP	$p-value$	Nilai Kritis $\chi^2_{(3,0.05)}$	Kesimpulan
8,0652	0,04468	7,815	Terdapat Heterogenitas Spasial

Berdasarkan Tabel 6, nilai statistik *Breusch-Pagan* (BP) sebesar 8,0652 lebih besar dari nilai kritis distribusi *chi-square* $\chi^2_{(3,0.05)} = 7,815$, selain itu nilai $p-value$ juga lebih kecil dari 0,05. Sehingga menunjukkan adanya heterogenitas spasial. Artinya, hubungan antara variabel prediktor dan jumlah kasus TBC berbeda antar wilayah. Kondisi ini menguatkan penggunaan model lokal, yaitu

Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR).

Sebelum melakukan pemodelan spasial menggunakan GWNBR diperlukan matriks pembobot untuk mengakomodasi pengaruh spasial antar wilayah. Pembobotan dilakukan menggunakan dua fungsi kernel, yaitu *Fixed Gaussian* dan *Fixed Bisquare*. Jarak antar kabupaten/kota dihitung menggunakan jarak *Euclidean* berdasarkan koordinat lintang dan bujur, sebagai dasar dalam pembentukan matriks jarak berikut:

$$D = \begin{bmatrix} 0 & d_{1,2} & d_{1,3} & \dots & d_{1,35} \\ d_{2,1} & 0 & d_{2,3} & \dots & d_{2,35} \\ d_{3,1} & d_{3,2} & 0 & \dots & d_{3,35} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{35,1} & d_{35,2} & d_{35,3} & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0,809 & 0,817 & \dots & 0,828 \\ 0,809 & 0 & 0,134 & \dots & 1,261 \\ 0,817 & 0,134 & 0 & \dots & 1,176 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,828 & 1,261 & 1,176 & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan matriks jarak tersebut, diperoleh bandwidth optimum melalui metode *Cross Validation* (CV), yaitu sebesar 0,320229 untuk kernel *Fixed Gaussian* dan 1,004688 untuk kernel *Fixed Bisquare*. Nilai *bandwidth* ini kemudian digunakan untuk membentuk matriks pembobot, yang dapat ditampilkan sebagai berikut:

Fixed Gaussian Kernel:

$$W^{(G)} = \begin{bmatrix} 1 & w_{1,2} & w_{1,3} & \dots & w_{1,35} \\ w_{2,1} & 1 & w_{2,3} & \dots & w_{2,35} \\ w_{3,1} & w_{3,2} & 1 & \dots & w_{3,35} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{35,1} & w_{35,2} & w_{35,3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0,01935 & 0,01862 & \dots & 0,01762 \\ 0,01935 & 1 & 0,51949 & \dots & 0,00214 \\ 0,01862 & 0,51949 & 1 & \dots & 0,00323 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,01762 & 0,00214 & 0,00323 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Fixed Bisquare Kernel:

$$W^{(B)} = \begin{bmatrix} 1 & w_{1,2} & w_{1,3} & \dots & w_{1,35} \\ w_{2,1} & 1 & w_{2,3} & \dots & w_{2,35} \\ w_{3,1} & w_{3,2} & 1 & \dots & w_{3,35} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{35,1} & w_{35,2} & w_{35,3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0,12346 & 0,11471 & \dots & 0,10254 \\ 0,12346 & 1 & 0,96457 & \dots & 0 \\ 0,11471 & 0,96457 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,10254 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Matriks pembobot tersebut kemudian digunakan sebagai dasar untuk estimasi parameter lokal model

GWNBR pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah.

Pada pengujian serentak dengan tingkat signifikansi 5%, model GWNBR dengan kernel *Fixed Gaussian* menghasilkan nilai *deviance* sebesar 92,1179 dan kernel *Fixed Bisquare* sebesar 80,80759, yang keduanya lebih besar dari nilai kritis *chi-square* $\chi^2_{(3,0.05)} = 7,815$, sehingga H_0 ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa variabel persentase sarana air minum aman (X1), jumlah puskesmas (X2), dan persentase sanitasi layak (X3) secara simultan berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus TBC pada seluruh lokasi.

Selanjutnya, pengujian secara parsial dilakukan menggunakan uji Wald dengan kriteria nilai $|Z_{hitung}| > 1,96$. Hasil pengujian menunjukkan bahwa terdapat perbedaan variabel signifikan pada setiap wilayah, yang menandakan adanya variasi pengaruh faktor risiko TBC secara spasial. Sebagai ilustrasi, hasil pengujian parsial pada Kabupaten Wonogiri ditampilkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Estimasi Parameter Model GWNBR di Wonogiri

Kernel <i>Fixed Gaussian</i>		Kernel <i>Fixed Bisquare</i>	
Parameter	Z_{hitung}	Parameter	Z_{hitung}
Intercept	476,89	Intercept	321,08
X1	5,89	X1	2,93
X2	4,42	X2	3,48
X3	1,64	X3	2,45

Tabel 7 menunjukkan bahwa terdapat perbedaan hasil signifikansi antar kernel. Pada kernel *Fixed Gaussian*, variabel X1 dan X2 signifikan, sedangkan pada kernel *Fixed Bisquare* seluruh variabel signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa pengaruh variabel terhadap kasus TBC bersifat lokal dan dipengaruhi oleh struktur pembobot spasial. Model GWNBR dengan *Fixed Gaussian Kernel* yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$\mu = \exp(7,24582 + 0,53199X1 + 0,15556X2 + 0,05310X3)$$

Sementara itu, model GWNBR *Fixed Bisquare Kernel* yang terbentuk dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$\mu = \exp(7,20782 + 0,53042X1 + 0,19390X2 + 0,10736X3)$$

Pemilihan model terbaik antara model GWNBR dengan kedua pembobot dilakukan menggunakan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) yang disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Ringkasan Nilai AIC Model GWNBR

Model GWNBR	Nilai AIC
GWNBR dengan <i>Fixed Gaussian Kernel</i>	567,8291
GWNBR dengan <i>Fixed Bisquare Kernel</i>	578,6168

Berdasarkan Tabel 8, model GWNBR dengan kernel *Fixed Gaussian* memiliki nilai AIC lebih kecil, sehingga dipilih sebagai model terbaik dan lebih sesuai untuk memodelkan jumlah kasus TBC di Jawa Tengah pada Tahun 2024.

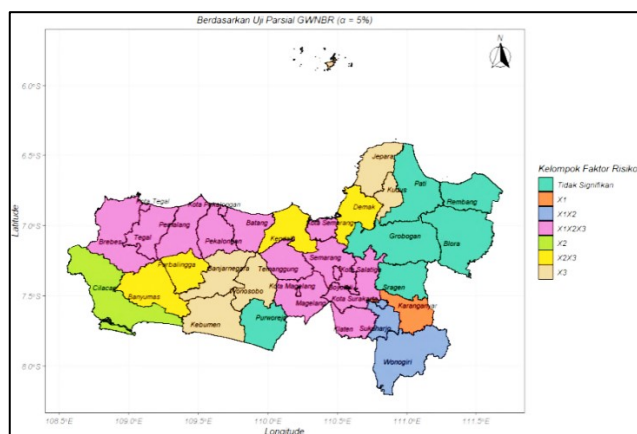
Selanjutnya, berdasarkan model terbaik tersebut, dilakukan pengelompokan wilayah berdasarkan kesamaan variabel signifikan yang disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Pengelompokan Wilayah di Provinsi Jawa Tengah

Variabel Signifikan	Kab/Kota
X1	Karanganyar
X2	Cilacap
X3	Banjarnegara, Kebumen, Wonosobo, Kudus, Jepara
X1 dan X2	Sukoharjo, Wonogiri, Kota Surakarta
X2 dan X3	Banyumas, Purbalingga, Demak, Kendal
X1, X2, dan X3	Magelang, Boyolali, Klaten, Semarang, Temanggung, Batang, Pekalongan, Pemalang, Tegal, Brebes, Kota Magelang, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Kota Tegal
Tidak ada variabel prediktor yang signifikan	Purworejo, Sragen, Grobogan, Blora, Rembang, Pati

Tabel 9 menunjukkan bahwa kabupaten/kota terbagi ke dalam tujuh kelompok berdasarkan kombinasi variabel signifikan. Sebagian wilayah hanya dipengaruhi oleh satu variabel, sementara wilayah lain dipengaruhi oleh kombinasi dua hingga tiga variabel. Selain itu, terdapat wilayah yang tidak memiliki variabel signifikan, yang mengindikasikan adanya faktor lain di luar variabel prediktor yang digunakan dalam model.

Hasil pengelompokan wilayah tersebut selanjutnya divisualisasikan dalam bentuk peta pada Gambar 4.5 berikut:



Gambar 2. Pengelompokan Wilayah di Provinsi Jawa Tengah

Gambar 2 menunjukkan pola spasial pengelompokan wilayah di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan kesamaan variabel prediktor yang signifikan terhadap jumlah kasus TBC. Secara umum, wilayah yang berada dalam kelompok yang sama cenderung berdekatan secara geografis, yang mengindikasikan adanya kemiripan karakteristik sosial, kesehatan, dan lingkungan. Hal ini menunjukkan bahwa pengaruh faktor risiko TBC tidak bersifat homogen, melainkan bervariasi secara spasial antar kabupaten/kota.

Temuan ini memperkuat pentingnya pendekatan spasial melalui model GWNBR, karena mampu mengidentifikasi variasi pengaruh faktor risiko TBC secara lebih spesifik pada masing-masing kabupaten/kota, sehingga dapat menjadi dasar dalam perumusan kebijakan penanggulangan TBC yang lebih tepat sasaran dan berdasarkan karakteristik wilayah.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan analisis jumlah kasus TBC di Jawa Tengah menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) baik menggunakan fungsi pembobot *Fixed Gaussian* kernel maupun *Fixed Bisquare*, diperoleh bahwa seluruh variabel prediktor berpengaruh signifikan secara simultan terhadap jumlah kasus TBC, dengan adanya variasi pengaruh secara spasial pada tiap kabupaten/kota. Model terbaik yang diperoleh berdasarkan kriteria AIC adalah GWNBR dengan fungsi pembobot kernel *Fixed Gaussian*. Berdasarkan model tersebut, wilayah di Provinsi Jawa Tengah dapat dikelompokkan menjadi tujuh kelompok

berdasarkan kesamaan variabel signifikan, yang menunjukkan bahwa faktor-faktor yang memengaruhi kasus TBC bersifat lokal dan berbeda antar wilayah.

SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, disarankan kepada pemerintah Provinsi Jawa Tengah untuk merumuskan kebijakan penanggulangan TBC yang bersifat spesifik dengan mempertimbangkan karakteristik dan faktor signifikan pada masing-masing kabupaten/kota, mengingat adanya variasi pengaruh faktor risiko secara spasial. Selain itu, untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan menambahkan variabel lain seperti faktor sosial ekonomi dan karakteristik demografi guna memperoleh model yang lebih komprehensif dalam menjelaskan variasi jumlah kasus TBC.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2007). *An Introduction to Categorical Data Analysis*. Gainesville, Florida: Wiley.
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht, Belanda: Kluwer Academic Publishers.
- Ariyanto, D., Pramoedyo, H., & Astutik, S. (2017). Estimation of Geographically Weighted Regression Case Study on Wet Land Paddy Productivities in Tulungagung Regency. *CAUCHY -Jurnal Matematika Murni dan Aplikasi*, 5(1), 8-14.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah. (2025). *Kasus Penyakit Menurut Kabupaten/Kota dan Jenis Penyakit di Provinsi Jawa Tengah, 2024*. Retrieved December 18, 2025, from Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah: <https://jateng.bps.go.id/id/statistics-table/3/YTA1Q1ptRmhUMEpXWTBsQmQyZzBjVzgwUzB4aVp6MDkjMw==/kasus-penyakit-menurut-kabupaten-kota-dan-jenis-penyakit-di-provinsi-jawa-tengah--2023.html?year=2024>
- Burnham, K., & Anderson, D. (2004). Multimodel Inference Understanding AIC and BIC in Model Selection. *Sociological Methods & Research*, 3(2), 261-304.
- Cana, A. E., Wardani, D. W., & Susianti, S. (2024). Hubungan Faktor Lingkungan Fisik, Sosial

- Ekonomi Kejadian Tuberkulosis Paru Berbasis Analisis Spasial Di Wilayah Kerja Puskesmas Panaragan Jaya. *Jurnal Ilmu Kedokteran dan Kesehatan*, 11(2), 420-429.
- Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah. (2024). *Profil Kesehatan Jawa Tengah Tahun 2024*. Retrieved December 18, 2025, from Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah: https://dinkes.jatengprov.go.id/dokumen/2025/Profil_Kesehatan_Prov_Jateng_2024_2/mobile/index.html
- Fotheringham, A. S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. UK: John Wiley & Sons Ltd.
- Greene, W. (2008). Functional forms for the negative binomial model for count data. *Economics Letters*, 99(3), 585-590.
- Hilbe, J. M. (2007). *Negative Binomial Regression*. New York, United States of America: Cambridge University Press.
- Hinde, J., G.B., C., & Demetrio. (1998). Overdispersion: Models and Estimation. *Computational Statistics & Data Analysis*, 151-170.
- Iriany, A., Ngabu, W., & Ariyanto, D. (2024). Rainfall Modeling Using The Geographically Weighted Poisson Regression Method. *BAREKENG: Journal of Mathematics and Its Applications*, 18(1), 0627-0636.
- Kementerian Kesehatan. (2024). *Rencana Aksi daerah Penanggulangan TB Provinsi Jawa tengah Tahun 2024-2029*. Retrieved December 8, 2025, from Pelacak Kebijakan TBC Indonesia: <https://kebijakan.tbindonesia.or.id/kebijakan-tbc/peraturan-gubernur-nomor-27-tahun-2024-tentang-rencana-aksi-daerah-penanggulangan-tb-provinsi-jawa-tengah-tahun-2024-2029/>
- Leung, Y., Mei, C.-L., & Zhang, W.-X. (2000). Statistical Test for Spatial Nonstationary Based on the Geographically Weighted Regression Model. *Enviromental and Planning*, 32, 9-32.
- Montgomery, D., Peck, E., & Vining, G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis (5th ed.)*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Nakaya, T., Fotheringham, A., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2005). Geographically Weighted Poisson Regression for Disease. *STATISTICS IN MEDICINE*, 2695-2717.
- Ricardo da S., A., & Carvalho V.R., T. (2013). *Geographically Weighted Negative Binomial Regression – incorporating overdispersion*. New York, Amerika Serikat: Springer Science+Business Media.
- Sekretariat Negara Republik Indonesia. (2021). *Peraturan Presiden (PERPRES) Nomor 67 Tahun 2021 Penanggulangan Tuberkulosis*. Retrieved from DATABASE PERATURAN: <https://peraturan.bpk.go.id/Details/174557/perpres-no-67-tahun-2021>
- Septiani, P. (2024). Spatial Autocorrelation Analysis of Pulmonary Tuberculosis Cases in Central Java Province. *Jurnal Biometrika dan Kependudukan*, 13(1).
- Suryani, F. T., & Ibad, M. (2022). Analisis Faktor Kepadatan Penduduk, Cakupan Rumah Sehat, dan Sanitasi Rumah Tangga terhadap Kejadian Tuberkulosis Tahun 2018. *Jurnal Sosial dan Sains (SOSAINS)*, 2(10).
- Suryani, I., Yasin, H., & Kartikasari, P. (2021). Pemodelan Jumlah Kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) di Jawa Tengah dengan Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR). *JURNAL GAUSSIAN*, 10(1), 135-148.
- WHO. (2024). *GLobal Tuberculosis Report 2024*. Retrieved September 23, 2025, from https://www.who.int/teams/global-tuberculosis-programme/tb-reports/global-tuberculosis-report-2024/tb-disease-burden/1-1-tb-incidence?utm_source