

Pemodelan Jumlah Kasus Penyakit Tuberkulosis di Provinsi Jawa Barat Menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression*

Chafidhotul Itsmi dan Iis Dewi Ratih

Departemen Statistika Bisnis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

e-mail: iisdewiratih@gmail.com

Abstrak—*World Health Organization* (WHO) telah menempatkan Tuberkulosis (TBC) menjadi peringkat 1 penyakit menular yang mematikan di dunia. Di Indonesia, tiga provinsi dengan jumlah kasus TBC tertinggi pada tahun 2021 adalah Jawa Barat, kemudian disusul oleh Jawa Tengah dan Jawa Timur. Berdasarkan hal tersebut, diperlukan pemodelan yang tepat untuk menganalisis variabel prediktor yang memengaruhi banyaknya kasus TBC di Provinsi Jawa Barat sehingga didapatkan upaya penanggulangan efektif serta dapat mengurangi jumlah kasus TBC di Jawa Barat. Setiap wilayah memiliki perbedaan karakteristik utamanya kondisi geografis sehingga dimungkinkan faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus TBC setiap kabupaten / kota berbeda-beda. Perbedaan ini diindikasikan sebagai akibat adanya efek spasial pada penyebaran penyakit TBC di setiap kabupaten / kota, sehingga untuk mengakomodasi hal tersebut salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah kasus TBC paling banyak ditemukan di Kabupaten Bogor dan yang paling rendah di Kota Banjar. Pemodelan jumlah kasus TBC dengan metode GWNBR menghasilkan 3 kelompok berdasarkan kesamaan variabel yang berpengaruh signifikan, dimana variabel yang berpengaruh di seluruh kabupaten/kota pada Provinsi Jawa Barat adalah variabel kepadatan penduduk, jumlah pemberian imunisasi BCG pada bayi, jumlah tenaga keperawatan di puskesmas, persentase penduduk miskin, dan jumlah penderita HIV.

Kata Kunci—GWNBR, Jawa Barat, Regresi Binomial Negatif, Tuberkulosis (TBC).

I. PENDAHULUAN

TUBERKULOSIS (TBC) merupakan suatu penyakit menular yang disebabkan oleh infeksi bakteri *Mycobacterium Tuberculosis*. TBC merupakan penyakit yang menjadi perhatian global dimana *World Health Organization* (WHO) telah menempatkan TBC menjadi peringkat 1 sebagai penyakit menular yang mematikan di dunia [1]. Indonesia berada pada peringkat ke-3 dengan jumlah penderita TBC tertinggi di dunia pada tahun 2021 setelah Negara India dan China. Jumlah kasus TBC pada tahun 2021 di Indonesia ditemukan sebanyak 397.377 kasus dimana dapat dikatakan terdapat peningkatan apabila dibandingkan dengan jumlah kasus TBC yang ditemukan pada tahun 2020. Berdasarkan laporan Profil Kesehatan Indonesia tahun 2021, adapun provinsi dengan jumlah kasus TBC tertinggi di Indonesia adalah Provinsi Jawa Barat [2].

Kasus TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021 yang dilaporkan adalah sebanyak 89.255 kasus dimana terdapat peningkatan sebesar 11.79% apabila dibandingkan dengan jumlah kasus yang ditemukan pada tahun 2020. Jika merujuk pada salah satu target yang dimuat pada Rencana Strategis

Kementerian Kesehatan pada tahun 2020 yaitu angka keberhasilan pengobatan TBC sebesar 90%, maka angka keberhasilan pengobatan TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021 belum tercapai karena masih sebesar 82.7% [3]. Hal ini menunjukkan perlu adanya fokus perhatian penanganan kasus TBC di Provinsi Jawa Barat. Kasus TBC di Provinsi Jawa Barat menyebar di kabupaten / kota tertentu dimana setiap wilayah mempunyai perbedaan karakteristik utamanya kondisi geografis sehingga dimungkinkan adanya perbedaan faktor-faktor yang memengaruhi TBC di setiap kabupaten / kota. Berdasarkan hal tersebut, diperlukan pemodelan yang tepat untuk mengetahui variabel prediktor yang memengaruhi banyak jumlah kasus TBC setiap kabupaten / kota sebagai pedoman penentuan kebijakan ataupun tindakan pencegahan dalam upaya menekan jumlah kasus TBC di Jawa Barat.

Jumlah kasus TBC merupakan variabel respon berupa data *count* yang mengikuti Distribusi *Poisson* [4]. Dalam Distribusi *Poisson*, varians dari variabel respon diharapkan sama dengan nilai rata-ratanya (*equidispersi*). Namun dalam kenyataannya, kondisi *equidispersi* sulit terpenuhi karena umumnya data *count* mempunyai varians yang lebih besar dari rata-rata atau disebut dengan kondisi *overdispersi*. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan dalam mengatasi *overdispersi* adalah dengan menggunakan Regresi Binomial Negatif [5]. Penelitian Wahyuni (2021) menunjukkan bahwa perbedaan kondisi geografis diindikasikan sebagai adanya efek spasial pada penyebaran penyakit TBC di suatu wilayah, sehingga untuk mengakomodasi hal tersebut salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). GWNBR digunakan dalam pemodelan jumlah kasus TBC untuk membantu memahami efek keragaman spasial dan menghasilkan informasi yang lebih terperinci mengenai faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus TBC setiap kabupaten / kota di Provinsi Jawa Barat.

Berdasarkan uraian menunjukkan tingginya jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat, sehingga diperlukan suatu penelitian untuk mengidentifikasi variabel prediktor yang memengaruhi jumlah kasus TBC setiap kabupaten / kota di Provinsi Jawa Barat. Selanjutnya akan dibuat pemetaan kabupaten / kota berdasarkan variabel yang signifikan berdasarkan hasil analisis dengan GWNBR, sehingga didapatkan upaya penanggulangan efektif dengan mengetahui faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kasus TBC setiap wilayah serta dapat mengurangi jumlah kasus TBC di Jawa Barat dan mengakomodasi harapan pencapaian target untuk mengenyahkan TBC (meniadakan kematian dan kasus TBC) di Indonesia pada tahun 2030.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Peta Tematik

Peta tematik adalah peta yang menyajikan informasi tentang suatu tema atau maksud tertentu, dalam kaitannya dengan unsur topografi yang spesifik sesuai tema peta [6]. Dalam membentuk suatu peta tematik, tiap wilayah memiliki pewarnaan yang berbeda dimana hat tersebut berdasarkan karakteristik suatu daerah. Contoh peta tematik ditunjukkan pada Gambar 1.

B. Multikolinearitas

Multikolinearitas adalah kondisi ketika terdapat korelasi atau hubungan linear yang tinggi / kuat antara satu variabel prediktor dengan variabel prediktor yang lain dalam suatu pemodelan regresi. Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam pembentukan model regresi yang melibatkan banyak variabel adalah tidak terdapat kasus multikolinearitas. Pemeriksaan kasus multikolinearitas dapat dilakukan dengan beberapa cara sebagai berikut.

1. Nilai koefisien korelasi pearson (r_{ij}) antar variabel cukup tinggi (mendekati nilai +1 atau -1) maka dikatakan terdapat multikolinearitas antar variabel tersebut. Model analisis korelasi *Pearson* sering digunakan untuk mengetahui keeratan hubungan variabel kuantitatif. Koefisien korelasi *Pearson* dinyatakan pada Persamaan 1.

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}; i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

2. Nilai *Variance Inflation Indicator* (VIF) lebih dari 10. Nilai VIF menunjukkan variansi dari hasil taksiran parameter meningkat karena adanya kasus multikolinearitas. Nilai VIF dapat dinyatakan pada Persamaan 2.

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2)$$

dimana

$$R_j^2 = 1 - \frac{SSE}{(n-1)s_j^2}$$

dengan

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \text{ dan } s_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n-1}$$

Nilai R_j^2 adalah koefisien determinasi dari hasil regresi antara variabel prediktor ke- j dengan variabel prediktor sisanya dimana $i = 1, 2, 3, \dots, n$ dan $j = 1, 2, \dots, m$. Nilai R_j^2 diperoleh dengan meregresikan variabel prediktor ke- j menjadi variabel respon dan variabel prediktor lain dalam model. Kasus multikolinearitas dapat diatasi dengan beberapa cara, yaitu mengeluarkan variabel prediktor yang berkorelasi tinggi dari model, melakukan transformasi data, atau menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA).

C. Regresi Binomial Negatif

Regresi Binomial Negatif digunakan untuk memodelkan data dengan variabel respon berupa data *count* [7]. Regresi



Gambar 1. Peta tematik.

Binomial Negatif adalah salah satu alternatif solusi untuk menangani kasus *overdispersi* pada Regresi *Poisson*. Regresi *Poisson* dikatakan terjadi kasus *overdispersi* apabila nilai varians lebih besar dari rata-rata [8]. *Overdispersi* merupakan kondisi dimana didapatkan nilai dispersi *Pearson Chi-Square* dan *Deviance* yang dibagi dengan derajat bebasnya memiliki nilai lebih besar dari 1 [9]. θ merupakan parameter dispersi dimana jika $\theta > 1$ artinya terdapat kasus *overdispersi* dan jika $\theta < 1$ artinya terdapat kasus *underdispersi*. Sementara jika $\theta = 1$ menunjukkan bahwa tidak terjadi kasus *over / underdispersi* yang disebut dengan *equidispersi*. Fungsi massa probabilitas dari model Distribusi Binomial Negatif dapat dinyatakan pada Persamaan 3.

$$(y_i | \mu_i, \theta) = \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta})}{\Gamma(\frac{1}{\theta}) \Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta \mu_i} \right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta \mu_i}{1 + \theta \mu_i} \right)^{y_i} \quad (3)$$

dengan $\Gamma(\cdot)$ Adalah fungsi *gamma* dan $y_i = 0, 1, 2, \dots, n$. Distribusi Binomial Negatif memiliki rata-rata dan varians yang dinyatakan pada Persamaan 4 dan 5.

$$E(y_i | x_i) = \mu_i = \exp(x_i^T \beta) \quad (4)$$

$$\text{var}(y_i | x_i) = \mu_i + \theta \mu_i^2 \quad (5)$$

dimana

$$\Gamma(y_i + 1) = y_i!, \text{ dan } \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta})}{\Gamma(\frac{1}{\theta})} = \sum_{r=1}^{y_i-1} (r + \theta^{-1})$$

Model Regresi Binomial Negatif memiliki bentuk yang sama dengan Model Regresi *Poisson* yang dinyatakan pada Persamaan 6.

$$\ln(\hat{\mu}_i) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1i} + \hat{\beta}_2 x_{2i} + \dots + \hat{\beta}_k x_{ki} \\ \hat{\mu}_i = \exp(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1i} + \hat{\beta}_2 x_{2i} + \dots + \hat{\beta}_k x_{ki}) \quad (6)$$

Penaksiran parameter model Regresi Binomial Negatif dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan prosedur *Newton-Raphson*. Metode tersebut membutuhkan turunan pertama dan turunan kedua dari fungsi *likelihood*. Turunan pertama dari fungsi *likelihood* terhadap koefisien β ditunjukkan pada Persamaan 7 dan 8.

Untuk β_0

$$\frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \beta_0} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{y_i - \mu_i}{1 + \theta \mu_i} \right] \quad (7)$$

Untuk β_p

$$\frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \beta_p} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{(y_i - \mu_i) x_{ip}}{1 + \theta \mu_i} \right] \\ = \sum_{i=1}^n \left[\frac{\mu_i}{1 + \theta \mu_i} \frac{(y_i - \mu_i) x_{ip}}{\mu_i} \right] \quad (8)$$

Turunan pertama dari fungsi *likelihood* terhadap parameter dispersi θ ditunjukkan pada Persamaan 9.

Tabel 1.
Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Jenis Data
Y	Jumlah Kasus Tuberkulosis (TBC)	Diskrit
X ₁	Kepadatan Penduduk	Kontinu
X ₂	Persentase Rumah Layak Huni	Kontinu
X ₃	Jumlah Imunisasi <i>Bacille Calmette-Guérin</i> (BCG) Pada Bayi	Diskrit
X ₄	Jumlah Tenaga Keperawatan di Puskesmas	Diskrit
X ₅	Persentase Penduduk Miskin	Kontinu
X ₆	Jumlah Penderita HIV	Diskrit
X ₇	Persentase Rumah Tangga Perilaku Hidup Bersih dan Sehat (PHBS)	Kontinu
u _i	Lintang (<i>latitude</i>) kabupaten / kota ke-i	Kontinu
v _i	Bujur (<i>longitude</i>) kabupaten / kota ke-i	Kontinu

$$f'(\theta) = \frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^n \left[-\theta^{-2} \sum_{r=0}^{y_i-1} \frac{1}{(r + \theta^{-1})} + \theta^{-2} \ln(1 + \theta \mu_i) - \left(\frac{y_i - \mu_i}{\theta(1 + \theta \mu_i)} \right) \right] = 0 \quad (9)$$

Bentuk persamaan matriks dari turunan pertama fungsi *likelihood* terhadap parameter β yaitu: $\mathbf{q} = \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{a}$, di mana $\mathbf{X}$ adalah matriks (ukuran $n \times c$) dari variabel prediktor, $\mathbf{W}$ adalah matriks *weight* diagonal ke- i dan $\mathbf{a}$ adalah vektor matriks bobot dengan baris ke- i , masing-masing elemennya ditunjukkan pada persamaan 10 dan 11.

$$\mathbf{w}_i = \frac{\mu_i}{1 + \theta \mu_i} \quad (10)$$

$$\mathbf{a}_i = \frac{(y_i - \mu_i)}{\mu_i} \quad (11)$$

Turunan parsial kedua fungsi *likelihood* terhadap parameter koefisien regresi β ditunjukkan pada Persamaan 12.

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \beta_0^2} &= - \sum_{i=1}^n \left[\frac{(1 + \theta y_i) \mu_i}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right] \frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \beta_0 \partial \beta_j} \\ &= - \sum_{i=1}^n \left[\frac{-\mu_i x_{ij} (1 + \theta \mu_i) - (y_i - x_i) (x_{ij} \theta \mu_i)}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right] \\ &= - \sum_{i=1}^n \left[\frac{(1 + \theta y_i) x_{ij} \mu_i}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right] \end{aligned} \quad (12)$$

Misalkan turunan parsial pertama dari $L(\beta, \theta)$ terhadap β_j , $j \leq p$ adalah:

$$\frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \beta_p} = - \sum_{i=1}^n \left[\frac{(y_i - x_i) x_{ij}}{1 + \theta \mu_i} \right] = 0$$

Maka turunan parsial kedua terhadap β_u , $u \leq p$ dinyatakan pada Persamaan 13.

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \beta_u \partial \beta_j} &= \sum_{i=1}^n \left[\frac{-\mu_i x_{iu} x_{ij} (1 + \theta \mu_i) - (y_i - \mu_i) (x_{iu} x_{ij} \theta \mu_i)}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[\frac{\mu_i x_{iu} \mu_i (1 + \theta y_i)}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right] \end{aligned} \quad (13)$$

Jika pada Persamaan 15 dinyatakan dalam bentuk matriks informasi $\mathbf{I}$ yaitu matriks yang mengandung ekspektasi negatif dari turunan kedua *log-likelihood* maka.

$$\mathbf{I} = \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X}$$

Tabel 2.
Karakteristik Data Kasus TBC di Jawa Barat

Var	Mean	Stdev	Min	Maks
Y	3.306	2.651	269	11.946
X ₁	3.896	4.584	423	14.630
X ₂	55,64	15,04	26,6	77,31
X ₃	28.399	20.729	2670	94.094
X ₄	447	327,2	56	1.268
X ₅	8,97	2,893	2,58	13,13
X ₆	168	113,4	4	430
X ₇	62,75	11,45	30,94	80,77

dimana $\mathbf{X}$ adalah matriks dari variabel prediktor, $\mathbf{W}$ adalah matriks *weight* diagonal ke- i dengan elemen w_i sesuai Persamaan 11.

Turunan kedua fungsi *likelihood* terhadap parameter dispersi θ ditunjukkan pada Persamaan 14.

$$\begin{aligned} f'(\theta) &= \frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \theta^2} = \sum_{i=1}^n \left[\theta^{-3} \sum_{r=0}^{y_i-1} \frac{(2r + \theta^{-1})}{(r + \theta^{-1})} + 2\theta^{-3} \ln(1 + \theta \mu_i) - \frac{\theta^2 \mu_i}{(1 + \theta \mu_i)} - \left(\frac{y_i - \mu_i (1 + \theta \mu_i)}{(\theta + \theta^2 \mu_i)^2} \right) \right] \end{aligned} \quad (14)$$

Berikut ini merupakan langkah-langkah estimasi parameter model Regresi Binomial Negatif.

1. Membentuk vektor gradien $\mathbf{g}$, dimana $\beta^* = (\beta, \theta)$.

$$\begin{aligned} \mathbf{g}^T(\beta^*)_{(k+2) \times 1} &= \left[\frac{\partial \ln L(\beta^*)}{\partial \theta}, \frac{\partial \ln L(\beta^*)}{\partial \beta_0}, \frac{\partial \ln L(\beta^*)}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial \ln L(\beta^*)}{\partial \beta_k} \right] \end{aligned}$$

2. Membentuk matriks *Hessian* $\mathbf{H}$ disebut juga dengan matriks informasi.

$$\begin{aligned} \mathbf{H}(\beta^*)_{(k+2) \times (k+2)} &= \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*)}{\partial \theta^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*)}{\partial \theta \partial \beta_0} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*)}{\partial \theta \partial \beta_k} \\ \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*)}{\partial \beta_0 \partial \theta} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*)}{\partial \beta_0^2} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*)}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*)}{\partial \beta_k \partial \theta} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*)}{\partial \beta_k \partial \beta_0} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*)}{\partial \beta_k^2} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

3. Melakukan iterasi yang dimulai pada $m = 0$ dengan persamaan yang ditunjukkan pada Persamaan 15.

$$\hat{\beta}^*_{(m+1)} = \hat{\beta}^*_{(m)} - \mathbf{H}^{-1}(\hat{\beta}^*_{(m)}) \mathbf{g}(\hat{\beta}^*_{(m)}) \quad (15)$$

4. Penaksir parameter dikatakan konvergen ketika nilai $\|\hat{\beta}^*_{(m+1)} - \hat{\beta}^*_{(m)}\| \leq \varepsilon$ dimana ε merupakan suatu bilangan yang sangat kecil sekali. Sehingga hampir tidak ada perbedaan antara $\hat{\beta}^*_{(m+1)}$ dan $\hat{\beta}^*_{(m)}$. Jika belum didapatkan penaksir parameter yang konvergen, maka dilanjutkan kembali langkah 3 hingga iterasi ke $m = m + 1$.

D. Pengujian Aspek Data Spasial

Analisis spasial dilakukan jika data yang digunakan memenuhi aspek spasial. Pengujian aspek spasial dibagi menjadi dua, yaitu pengujian heterogenitas spasial dan



Gambar 2. Persebaran jumlah kasus TBC menurut kabupaten / kota di provinsi Jawa Barat.

dependensi spasial.

1) Pengujian Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial adalah kondisi dimana satu variabel bebas memberikan respon yang tidak sama karena terdapat perbedaan karakteristik lokasi dalam suatu wilayah penelitian. Heterogenitas merujuk pada variasi atau perbedaan yang terdapat pada setiap lokasi pengamatan [10]. Pengujian heterogenitas spasial dilakukan menggunakan uji *Breusch-Pagan* (BP). Hipotesis dan statistik uji yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan 16.

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ (varians antar lokasi sama)

H_1 : minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$; $i = 1, 2, \dots, n$ (varians antar lokasi berbeda)

Statistik Uji:

$$BP = \left(\frac{1}{2} \right) f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \sim \chi^2_{(p)} \quad (16)$$

Daerah Penolakan pada pengujian heterogenitas spasial adalah Tolak H_0 jika nilai $BP > \chi^2_{(a,k)}$, dimana memiliki arti bahwa varians antar lokasi berbeda.

Keterangan :

$f : (f_1, f_2, \dots, f_n)^T$ dengan $f_i = \left(\frac{\hat{\epsilon}_i}{\hat{\sigma}} - 1 \right)$

$\hat{\epsilon}_i : y_i - \hat{\beta}x_i$ (error untuk observasi ke- i)

$\hat{\sigma}^2 : \sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i^2$ (varians dari $\hat{\epsilon}_i$)

Z : matriks berukuran $n \times (p+1)$ yang berisi vektor konstan.

2) Pengujian Dependensi Spasial

Pengujian dependensi spasial digunakan untuk mengetahui apakah pengamatan suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang berdekatan. Pengujian dilakukan menggunakan statistik uji Moran's I [11]. Hipotesis dan statistik uji ditunjukkan pada Persamaan 17.

Hipotesis

$H_0 : I = 0$ (Tidak ada dependensi spasial antar lokasi)

$H_1 : I > 0$ ((Ada dependensi spasial antar lokasi)

Statistik Uji:

$$Z_{(I)hitung} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (17)$$

engan

$$E(I) = I_0 = -\frac{1}{n-1} \quad (18)$$

$$Var(I) = \frac{n^2 S_1 - n^2 S_2 + 3 S_0^2}{(n^2 - 1) S_0^2} \quad (19)$$

dimana Moran's I diformulasikan dalam rumus yang ditunjukkan pada Persamaan 20.

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (20)$$

Keterangan:

y_i : nilai amatan lokasi ke- i

y_j : nilai amatan lokasi ke- j

$\bar{y}$: nilai rata-rata dari seluruh lokasi

Tabel 3.
Nilai VIF Variabel Prediktor

Variabel	Nilai VIF
X_1	2.70
X_2	1.65
X_3	3.04
X_4	1.72
X_5	2.69
X_6	2.90
X_7	1.71

w_{ij} : pembobot kedekatan antara lokasi ke- i dengan lokasi ke- j

Daerah Penolakan pada pengujian dependensi spasial adalah Tolak H_0 jika nilai $|Z_{(I)hitung}| > Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)}$, artinya terdapat dependensi spasial antar lokasi.

E. Penaksiran Parameter Model GWNBR

Efek spasial berkaitan dengan perbedaan karakteristik lingkungan dan geografis antar lokasi pengamatan. Efek spasial ini kemudian disebut sebagai keragaman spasial atau heterogenitas spasial. Oleh karena itu, diperlukan sebuah metode statistika yang diharapkan dapat mengantisipasi heterogenitas spasial. Salah satu metode statistika yang dapat digunakan untuk mengatasi adanya heterogenitas spasial pada data *count* yaitu metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). GWNBR adalah pengembangan dari model Regresi Binomial Negatif yang akan menghasilkan penaksiran parameter lokal dengan masing-masing lokasi memiliki parameter yang berbeda-beda [12]. Model GWNBR dapat dirumuskan pada Persamaan 21.

$$Y_i \sim NB \left[\exp \left(\left(\sum_{j=0}^k \hat{\beta}(u_i, v_i) x_{ij} \right), \theta(u_i, v_i) \right) \right] BP \quad (21)$$

$$= \left(\frac{1}{2} \right) f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \sim \chi^2_{(p)}$$

Dengan $i = 1, 2, \dots, n$. Fungsi sebaran Binomial Negatif untuk setiap lokasi berdasarkan Persamaan 18 dapat dinyatakan pada Persamaan 22.

$$f \left(y_i \mid x_i^T, \beta(u_i, v_i), \theta(u_i, v_i) \right) = \frac{\Gamma \left(y_i + \frac{1}{\theta_i} \right)}{\Gamma \left(\frac{1}{\theta_i} \right) \Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{1/\theta_i} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \quad (22)$$

1) Matriks Pembobot Spasial

Pada amatan yang mempunyai heterogenitas spasial, model regresi perlu ditambahkan suatu matriks pembobot yang menggambarkan keragaman spasial. Matriks pembobot ini menggambarkan jarak antar titik lokasi berdasarkan koordinat lintang dan bujur. Berikut merupakan langkah-langkah dalam pembentukan matriks pembobot.

a. Menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi Jarak Euclidean dapat dihitung dengan Persamaan 23.

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (23)$$

b. Menentukan *bandwith* optimum dengan metode *Cross Validation* (CV). Pemilihan *bandwith* optimum sangat penting karena akan memengaruhi ketepatan model terhadap data, yaitu mengatur varians dan bias dari model. Penentuan metode optimum digunakan metode *Cross Validation* (CV) dapat dinyatakan pada Persamaan 24.

Tabel 4.
Estimasi Parameter Regresi Binomial Negatif

Variabel	Estimasi	t-value	P-Value
Intersep	6.82400	7.642	0.000
X ₁	0.00005	1.781	0.091
X ₂	-0.00958	-1.324	0.201
X ₃	0.00003	4.953	0.000
X ₄	0.00035	1.068	0.299
X ₅	0.01994	0.445	0.662
X ₆	0.00038	0.323	0.750
X ₇	0.00171	0.186	0.855

Keterangan: nilai yang di-**bold** menunjukkan variabel yang berpengaruh signifikan pada $\alpha = 0,05$.

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\#i}(h_i))^2 \quad (24)$$

Dimana $\hat{y}_{\#i}(h_i)$ merupakan penaksiran y_i dimana pengamatan lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dalam proses estimasi. *Bandwidth* dikatakan optimum apabila didapatkan CV yang minimum

- c. Membentuk matriks pembobot dengan fungsi pembobot. Terdapat tiga fungsi pembobot, yaitu *Adaptive Gaussian Kernel*, *Adaptive Bisquare Kernel*, dan *Adaptive Tricube Kernel*. *Adaptive Bisquare Kernel* merupakan salah satu fungsi pembobot yang sering digunakan. Pembobot fungsi *Adaptive Bisquare Kernel* dapat dinyatakan dalam Persamaan 25.

$$w_{ij}(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2 & \text{untuk } d_{ij} \leq h_i \\ 0 & \text{untuk } d_{ij} > h_i \end{cases} \quad (25)$$

Dimana jarak antara lokasi (u_i, v_i) dan lokasi (u_j, v_j) , h_i adalah nilai *bandwidth* optimum disetiap lokasi ke- i .

2) Penaksiran Parameter Model GWNBR

Estimasi parameter dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Langkah pertama adalah membentuk fungsi *likelihood* yang dinyatakan pada Persamaan 26.

$$L(\beta(u_i, v_i), \theta_i | y_i, x_i) = \prod_{i=1}^n \left[\frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta_i})}{\Gamma(\frac{1}{\theta_i}) \Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{1/\theta_i} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \right] \quad (26)$$

dimana

$$\Gamma(y_i + 1) = y_i!, \text{ dan } \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta_i})}{\Gamma(\frac{1}{\theta_i})} = \sum_{r=1}^{y_i-1} (r + \theta_i^{-1}) \quad (27)$$

Faktor letak geografis merupakan pembobot pada model GWNBR. Tiap wilayah menunjukkan sifat lokasi yang berbeda dalam model GWNBR, sehingga pembobot diberikan pada persamaan ini $\ln$ *likelihood* untuk model GWNBR. Proses estimasi parameter koefisien regresi diperoleh melalui metode iterasi numerik yaitu metode iterasi numerik *Newton-Rapshon*. Adapun langkah-langkah dalam estimasi parameter dengan pada model GWNBR sama dengan model Regresi Binomial Negatif yaitu dengan menggunakan metode *Newton-Rapshon*.

3) Pengujian Parameter Model GWNBR

Pengujian signifikansi parameter model GWNBR secara serentak dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum*



Gambar 3. Hasil pengelompokkan kab/kota berdasarkan variabel signifikan.

Likelihood Ratio Test (MLRT) yang memiliki hipotesis dan statistik uji yang ditunjukkan pada Persamaan 28.

Hipotesis:

$$H_0: \beta_1(u_i, v_i) = \dots = \beta_k(u_i, v_i) = 0; i = 1, 2, \dots, n$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \beta_p(u_i, v_i) \neq 0; p = 1, 2, \dots, k$$

Statistik Uji

$$G^2(u_i, v_i) = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right] = 2 [\ln(L(\hat{\Omega})) - \ln(L(\hat{\omega}))] \quad (28)$$

$L(\hat{\omega})$ merupakan suatu fungsi *likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor, sedangkan $(L(\hat{\Omega}))$ merupakan suatu fungsi *likelihood* untuk model yang lengkap yang melibatkan variabel prediktor. Daerah Penolakan: Tolak H_0 jika nilai $G^2(u_i, v_i) > \chi^2_{(a,k)}$, yang berarti minimal ada satu parameter GWNBR yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Kemudian dilakukan pengujian parameter secara parsial untuk melihat signifikansi parameter terhadap model dengan hipotesis dan statistik uji yang ditunjukkan pada Persamaan 29. Hipotesis

$$H_0: \beta_p(u_i, v_i) = 0 \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ tidak signifikan)}$$

$$H_1: \beta_p(u_i, v_i) \neq 0; p = 1, 2, \dots, k \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ signifikan)}$$

Statistik Uji

$$Z = \frac{\hat{\beta}_p(u_i, v_i)}{se(\hat{\beta}_p(u_i, v_i))} \quad (29)$$

Daerah Penolakan: Tolak H_0 jika nilai $|Z| > Z_{(\frac{\alpha}{2})}$, artinya variabel prediktor ke- j berpengaruh terhadap variabel respon pada setiap lokasi dalam model GWNBR.

F. Tuberkulosis

Tuberkulosis (TBC) adalah penyakit menular yang disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium Tuberculosis*. Bakteri ini berbentuk batang dan bersifat tahan asam, sehingga disebut Bakteri Tahan Asam (BTA) serta merupakan bakteri basil yang sangat kuat sehingga memerlukan waktu yang lama untuk mengobatinya [2]. Penyakit ini sering ditemukan pada pemukiman padat penduduk dengan sanitasi yang kurang baik dan kurang pencahayaan matahari. Penularan dari penyakit TBC dapat terjadi melalui udara pada waktu percikan dahak yang mengandung bakteri TBC dibatukkan keluar, dihirup oleh orang sehat melalui jalan napas dan selanjutnya berkembang biak melalui paru-paru [13]. Sebagian besar manusia (80-90%) yang terinfeksi bakteri TBC belum tentu akan menjadi pengidap penyakit TBC dikarenakan adanya kekebalan tubuh yang baik dalam diri seseorang. Beberapa faktor lain yang memengaruhi seseorang mengidap penyakit TBC antara lain keadaan sosial ekonomi, kekurangan gizi, rendahnya tingkat

Tabel 5.
Estimasi Parameter Setiap Kabupaten / Kota di Provinsi Jawa Barat

No.	Kab/Kota	Model Regresi
1	Kab. Bogor	$6.8259 + 0.000048X_1 - 0.00077X_2 + 0.000032X_3 + 0.00041X_4 + 0.0194X_5 - 0.0014X_6 + 0.0007X_7$
2	Kab. Sukabumi	$6.8259 + 0.000049X_1 - 0.00123X_2 + 0.000033X_3 + 0.00040X_4 + 0.0194X_5 - 0.0014X_6 + 0.0006X_7$
3	Kab. Cianjur	$6.8259 + 0.000049X_1 - 0.00222X_2 + 0.000033X_3 + 0.00039X_4 + 0.0196X_5 - 0.0013X_6 + 0.0012X_7$
4	Kab. Bandung	$6.8259 + 0.000052X_1 - 0.00795X_2 + 0.000035X_3 + 0.00030X_4 + 0.0201X_5 - 0.0007X_6 + 0.0034X_7$
5	Kab. Garut	$6.8259 + 0.000061X_1 - 0.01272X_2 + 0.000034X_3 + 0.00022X_4 + 0.0196X_5 + 0.0009X_6 + 0.0029X_7$
6	Kab. Tasikmalaya	$6.8259 + 0.000067X_1 - 0.01213X_2 + 0.000033X_3 + 0.00024X_4 + 0.0195X_5 + 0.0016X_6 - 0.0002X_7$
7	Kab. Ciamis	$6.8259 + 0.000071X_1 - 0.01159X_2 + 0.000032X_3 + 0.00028X_4 + 0.0195X_5 + 0.0019X_6 - 0.0013X_7$
8	Kab. Kuningan	$6.8259 + 0.000069X_1 - 0.01169X_2 + 0.000029X_3 + 0.00029X_4 + 0.0195X_5 + 0.0019X_6 - 0.0001X_7$
9	Kab. Cirebon	$6.8259 + 0.000067X_1 - 0.01209X_2 + 0.000028X_3 + 0.00030X_4 + 0.0195X_5 + 0.0018X_6 + 0.0014X_7$
10	Kab. Majalengka	$6.8259 + 0.000063X_1 - 0.01297X_2 + 0.000029X_3 + 0.00027X_4 + 0.0195X_5 + 0.0014X_6 + 0.0035X_7$
11	Kab. Sumedang	$6.8259 + 0.000056X_1 - 0.01407X_2 + 0.000029X_3 + 0.00026X_4 + 0.0199X_5 + 0.0005X_6 + 0.0078X_7$
12	Kab. Indramayu	$6.8259 + 0.000055X_1 - 0.01442X_2 + 0.000024X_3 + 0.00031X_4 + 0.0195X_5 + 0.0011X_6 + 0.0084X_7$
13	Kab. Subang	$6.8259 + 0.000049X_1 - 0.01373X_2 + 0.000029X_3 + 0.00033X_4 + 0.0205X_5 + 0.0002X_6 + 0.0092X_7$
:	:	:
23	Kota Bekasi	$6.8259 + 0.000047X_1 - 0.00232X_2 + 0.000031X_3 + 0.00039X_4 + 0.0198X_5 - 0.0011X_6 + 0.0018X_7$
24	Kota Depok	$6.8259 + 0.000047X_1 - 0.00099X_2 + 0.000032X_3 + 0.00040X_4 + 0.0195X_5 - 0.0013X_6 + 0.0009X_7$
25	Kota Cimahi	$6.8259 + 0.000052X_1 - 0.00781X_2 + 0.000034X_3 + 0.00032X_4 + 0.0202X_5 - 0.0007X_6 + 0.0038X_7$
26	Kota Tasikmalaya	$6.8259 + 0.000068X_1 - 0.01199X_2 + 0.000032X_3 + 0.00026X_4 + 0.0195X_5 + 0.0017X_6 - 0.0004X_7$
27	Kota Banjar	$6.8259 + 0.000073X_1 - 0.01108X_2 + 0.000031X_3 + 0.00030X_4 + 0.0196X_5 + 0.0021X_6 - 0.0024X_7$

pendidikan, dan kepadatan penduduk [14].

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia mengklasifikasikan TBC menjadi dua klasifikasi, yaitu TB Paru dan TB Ekstra Paru [3]. Tuberkulosis paru adalah penyakit radang parenkim paru yang disebabkan oleh infeksi bakteri *Mycobacterium Tuberculosis*. Pengobatan untuk para pasien yang terjangkit penyakit TBC adalah dengan mengonsumsi obat sesuai dosis dan anjuran dokter seperti *rifampicin* dan *ethambutol*. TBC dapat dicegah dengan pemberian vaksin *Bacillus Calmette-Guerin* (BCG) pada bayi baru lahir sampai umur dua bulan.

III. METODOLOGI

A. Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Statistik Provinsi Jawa Barat 2021, Statistik Perumahan Provinsi Jawa Barat 2021, dan Profil Kesehatan Jawa Barat 2021. Publikasi Statistik Provinsi Jawa Barat dan Statistik Perumahan Provinsi Jawa Barat 2021 diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat (<https://jabar.bps.go.id>), sedangkan publikasi Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat 2021 diperoleh dari *website* Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Barat (<https://diskes.jabarprov.go.id>). Unit penelitian ini adalah 27 kabupaten / kota di Provinsi Jawa Barat.

B. Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan pada penelitian faktor-faktor yang memengaruhi kasus TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2022 dimuat dalam Tabel 1.

C. Langkah Penelitian

Langkah penelitian menggunakan pendekatan GWNBR yang dilakukan untuk menjawab tujuan penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan.

1. Mendeskripsikan karakteristik jumlah kasus TBC dan variabel prediktor yang diduga memengaruhi kasus TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021
2. Melakukan pendeteksian kasus multikolinearitas antar variabel prediktor.

3. Melakukan penaksiran parameter model Regresi Binomial Negatif.
4. Melakukan pengujian aspek data spasial.
5. Melakukan pemodelan dengan metode GWNBR untuk dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 - a. Menentukan bandwidth optimum menggunakan *Cross Validation* (CV).
 - b. Menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi pengamatan berdasarkan posisi letak geografis.
 - c. Mengurutkan jarak *Euclidean* dilakukan dari seluruh lokasi terhadap suatu lokasi *i*
 - d. Menghitung matriks pembobot dengan menggunakan fungsi pembobot *Adaptive Bisquare Kernel* yaitu memasukkan jarak *Euclidean* dan *bandwidth* ke dalam fungsi *kernel*
 - e. Melakukan penaksiran parameter model GWNBR.
 - f. Melakukan pengujian signifikansi parameter model GWNBR secara serentak ataupun parsial.
 - g. Melakukan interpretasi model GWNBR dan membentuk peta pengelompokan kabupaten / kota
6. Menarik kesimpulan dan saran

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Data dan Peta Persebaran Variabel Penelitian

Karakteristik data dan peta persebaran variabel penelitian berisi tentang hasil analisis statistika deskriptif dari jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021, serta peta persebaran dalam bentuk peta tematik.

1) Karakteristik Data Jumlah Kasus TBC di Provinsi Jawa Barat Tahun 2021

Tabel 2 menyajikan hasil analisis menggunakan statistika deskriptif dari variabel respon yaitu jumlah kasus TBC pada setiap kabupaten / kota di Provinsi Jawa Barat variabel prediktor yang diduga memengaruhinya. Tabel 2 menunjukkan bahwa rata-rata jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat tahun 2021 adalah sebesar 3.306 kasus dengan standar deviasi yang besar yaitu 2.651. Besarnya nilai standar deviasi menunjukkan terdapat banyaknya keragaman atau

perbedaan jumlah kasus TBC di setiap kabupaten / kota di Provinsi Jawa Barat.

2) Peta Persebaran Jumlah Kasus TBC pada Setiap Kabupaten / Kota di Provinsi Jawa Barat Tahun 2021

Persebaran data ditampilkan dalam bentuk peta tematik dengan tujuan agar persebaran data dapat diketahui dengan mudah. Berikut ini merupakan hasil pemetaan persebaran jumlah kasus TBC setiap kabupaten / kota di Provinsi Jawa Barat tahun 2021.

Pada tahun 2021, penemuan jumlah kasus TBC tertinggi di Provinsi Jawa Barat terdapat di Kabupaten Bogor sebanyak 11.946 kasus, sedangkan jumlah kasus TBC terendah yaitu di Kota Banjar sebanyak 296 kasus. Menurut Dinas Kesehatan Kabupaten Bogor, penyebab jumlah kasus TBC yang sangat tinggi di Kabupaten Bogor adalah karena jumlah penduduknya yang banyak sehingga memiliki kepadatan penduduk yang tinggi. Gambar 2 menunjukkan peta persebaran jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021 yang dibedakan menjadi dua kategori yaitu kelompok kabupaten/kota dengan kepadatan penduduk di atas rata-rata jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021 dan kelompok kabupaten/kota dengan jumlah kasus TBC di bawah rata-rata. Terdapat 11 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat yang memiliki jumlah kasus TBC di atas rata-rata jumlah kasus TBC Provinsi Jawa Barat. Wilayah pada kelompok tersebut mayoritas berada di bagian barat Provinsi Jawa Barat. Sedangkan, sisanya yaitu sebanyak 16 kabupaten/kota lainnya merupakan kelompok kabupaten/kota yang memiliki jumlah kasus TBC di bawah rata-rata jumlah kasus TBC Provinsi Jawa Barat. Adapun wilayah-wilayah pada kelompok tersebut mayoritas berada di bagian timur Provinsi Jawa Barat. Berdasarkan peta persebaran yang terdapat pada Gambar 2, kabupaten/kota yang berdekatan wilayahnya dalam sisi geografis memiliki persamaan karakteristik kondisi jumlah kasus TBC.

B. Pemodelan Jumlah Kasus TBC di Provinsi Jawa Barat Tahun 2021

Salah satu metode yang digunakan untuk mengatasi kasus penanganan *overdispersi* adalah Regresi Binomial Negatif. Dengan memperhatikan aspek spasial wilayah, maka digunakan metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR).

1) Pemeriksaan Kasus Multikolinearitas

Sebelum melakukan pemodelan dengan Regresi Binomial Negatif dan GWNBR, maka akan dilakukan pemeriksaan multikolinearitas terhadap data. Cara yang dapat digunakan yaitu dengan menggunakan nilai VIF antara variabel prediktor. Hasil nilai VIF pada setiap variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ditampilkan pada Tabel 3. Tabel 3 menunjukkan bahwa seluruh variabel prediktor telah memenuhi asumsi bebas dari kasus multikolinearitas karena memiliki nilai VIF kurang dari 10, yang artinya tidak terdapat kasus multikolinearitas pada variabel-variabel yang digunakan.

2) Pemeriksaan dan Penanganan Kasus Overdispersi

Setelah dilakukan pemeriksaan multikolinearitas antara variabel prediktor yang digunakan, maka dilanjutkan dengan pemeriksaan kasus *overdispersi*. Hasil pemeriksaan kasus *overdispersi* menunjukkan bahwa didapatkan nilai *Deviance*

sebesar 8209.9 dengan derajat bebas sebesar 19. Nilai hasil bagi *Deviance* model Regresi Poisson dengan derajat bebas adalah 432.1. Nilai hasil bagi tersebut lebih besar dari 1 yang menunjukkan terjadi kasus *overdispersi* atau nilai varians lebih besar dari nilai rata-rata. Regresi Poisson tidak sesuai untuk pemodelan jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021 karena terdapat kasus *overdispersi*.

3) Pemodelan Jumlah Kasus TBC di Provinsi Jawa Barat Tahun 2021 Menggunakan Regresi Binomial Negatif

Salah satu metode untuk mengatasi kasus *overdispersi* pada pemodelan regresi dengan variabel respon berupa data *count* adalah dengan menggunakan Regresi Binomial Negatif (RNB). Langkah awal dalam pemodelan dengan menggunakan RNB adalah penentuan initial θ . Berdasarkan hasil *trial error* nilai initial θ , didapatkan nilai initial θ sebesar 4.6808. Hasil estimasi parameter kasus TBC di Provinsi Jawa Barat menggunakan RNB ditunjukkan pada Tabel 4.

4) Pemodelan Jumlah Kasus TBC di Provinsi Jawa Barat Tahun 2021 Menggunakan Regresi Binomial Negatif

Sebelum dilakukan pemodelan jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat menggunakan GWNBR, akan dilakukan pengujian aspek data spasial. Pengujian aspek data spasial dibagi menjadi dua yaitu pengujian heterogenitas spasial dan dependensi spasial.

a. Uji Heterogenitas Spasial

Pengujian heterogenitas spasial dilakukan untuk melihat apakah terdapat keragaman pada setiap lokasi pengamatan, sehingga dihasilkan parameter regresi yang berbeda-beda secara parsial. Pengujian heterogenitas spasial dilakukan menguji Uji Breusch-Pagan (BP).

Hipotesis:

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_{27}^2 = \sigma^2$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2 ; i = 1, 2, \dots, 27$$

Dengan menggunakan taraf signifikan (α) sebesar 0.05, ditetapkan daerah penolakan pengujian yaitu Tolak H_0 jika nilai $BP > \chi^2_{(0.05;7)}$. Adapun hasil pengujian heterogenitas spasial menunjukkan bahwa diperoleh nilai BP sebesar 16.672 yang lebih besar dari $\chi^2_{(0.05;7)}$ sebesar 14.067 sehingga diperoleh keputusan yaitu Tolak H_0 yang berarti varians antar lokasi pengamatan tidak sama atau terdapat keragaman antar lokasi pengamatan.

b. Uji Dependensi Spasial

Pengujian dependensi spasial dilakukan untuk melihat apakah pengamatan di suatu lokasi berpengaruh terhadap lokasi lain yang berdekatan. Pengujian dependensi spasial dilakukan menggunakan Uji Moran's I. Hipotesis yang digunakan pada pengujian dependensi spasial dengan Uji Moran's I sebagai berikut.

Hipotesis:

$$H_0 : I = 0 \text{ (Tidak ada dependensi spasial antar lokasi)}$$

$$H_1 : I > 0 \text{ (Ada dependensi spasial antar lokasi)}$$

Dengan menggunakan taraf signifikan (α) sebesar 0.05, ditetapkan daerah penolakan pengujian yaitu Tolak H_0 jika nilai $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$. Hasil pengujian dependensi spasial menunjukkan bahwa diperoleh nilai $|Z_{hit}|$ sebesar 0.747 yang lebih kecil dari $Z_{0.05/2}$ sebesar 1.96 sehingga diperoleh keputusan yaitu Gagal Tolak H_0 yang berarti tidak ada

dependensi spasial antar lokasi. Berdasarkan hasil pengujian aspek data spasial diperoleh hasil bahwa terdapat keragaman spasial pada setiap lokasi pengamatan sehingga dapat dilanjutkan pemodelan dengan metode spasial *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR).

5) Pemodelan Jumlah Kasus TBC di Provinsi Jawa Barat Tahun 2021 Menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR)

Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) adalah pengembangan dari model Regresi Binomial Negatif. Pengujian signifikansi parameter pada model GWNBR yang terdiri dari pengujian secara serentak dan parsial.

a. Pengujian Signifikansi Parameter GWNBR Secara Serentak

Pengujian parameter secara serentak digunakan untuk menguji apakah secara serentak variabel prediktor memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon.

Hipotesis:

$$H_0: \beta_1(u_i v_i) = \beta_2(u_i v_i) = \dots = \beta_7(u_i v_i)$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \beta_j(u_i v_i) \neq 0$$

Dengan menggunakan taraf signifikan (α) sebesar 0.05, ditetapkan daerah penolakan pengujian yaitu Tolak H_0 jika nilai $Deviance > \chi^2_{(0.05;7)}$. Hasil pengujian menunjukkan bahwa hasil pengujian diperoleh nilai $Deviance$ sebesar 18.134 yang lebih besar dari $\chi^2_{(0.05;7)}$ sebesar 14.067 sehingga diperoleh keputusan yaitu Tolak H_0 yang berarti minimal ada salah satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon.

b. Pengujian Signifikansi Parameter GWNBR Secara Parsial

Pengujian parameter secara parsial digunakan untuk menguji apakah secara parsial variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon.

Hipotesis:

$$H_0: \beta_1(u_i v_i) = 0$$

$$H_1: \beta_j(u_i v_i) \neq 0, \text{ dimana } i = 1, 2, \dots, 27; j = 1, 2, \dots, 7$$

Dengan menggunakan taraf signifikan (α) sebesar 0.05, ditetapkan daerah penolakan pengujian yaitu Tolak H_0 jika nilai $|Z_{hitung}| > Z_{(\alpha/2)}$ dimana nilai $Z_{(0.025)}$ sebesar 1.96. Jika nilai $|Z_{hitung}| > 1.96$ maka didapatkan keputusan Tolak H_0 .

Hasil pemetaan kabupaten / kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan kesamaan variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon ditunjukkan pada Gambar 3. Gambar 3 menunjukkan bahwa terdapat 3 kelompok dengan karakteristik yaitu wilayah berdekatan yang cenderung memiliki signifikansi variabel prediktor yang sama. Mayoritas kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat termasuk ke dalam kelompok 2. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model GWNBR. Hasil estimasi parameter model jumlah kasus TBC pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat menggunakan metode GWNBR disajikan pada Tabel 5.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini memberikan kesimpulan sebagai berikut: (1) Jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021 memiliki rata-rata sebesar 3.306 kasus. Jumlah kasus TBC tertinggi di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2021 berada di Kabupaten Bogor, sedangkan jumlah kasus TBC terendah berada di Kota Banjar. (2) Hasil pemodelan jumlah kasus TBC menggunakan GWNBR menunjukkan terbentuk tiga kelompok kabupaten/kota berdasarkan kesamaan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat dan mayoritas termasuk kelompok 2.

Adapun saran berdasarkan analisis yang telah dilakukan adalah pada penelitian selanjutnya adalah melakukan pemodelan menggunakan jenis pembobot yang berbeda. Adapun saran yang dapat diberikan kepada Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Barat adalah untuk melakukan langkah preventif dengan mempertimbangkan hasil analisis pengelompokkan sehingga diharapkan dapat menjadi dasar untuk pembentukan kebijakan dalam menekan jumlah kasus TBC di Provinsi Jawa Barat berdasarkan variabel yang signifikan di setiap kabupaten/kota.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] World Health Organization, "Global Tuberculosis Report," Geneva, World Health Organization, 2022.
- [2] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Profil Kesehatan Indonesia 2021," Jakarta, Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2022.
- [3] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Strategi Nasional Penanggulangan Tuberkulosis di Indonesia 2020-2024," Jakarta, Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2020.
- [4] U. Kurniawan, "Model regresi Poisson bivariat dengan kovarian konstan," *Media Stat.*, vol. 11, no. 1, pp. 27–38, Sep. 2018, doi: 10.14710/medstat.11.1.27-38.
- [5] P. M. Ariani and E. Widodo, "Analisis faktor penyebab penyakit DBD di Jawa Tengah menggunakan regresi Binomial negatif," *J. Kesehat. Vokasional*, vol. 3, no. 1, p. 1, May 2018, doi: 10.22146/jkesvo.33870.
- [6] R. Saily, H. Maizir, and D. Yasri, "Pembuatan peta tematik menggunakan sistem informasi geografis (SIG) pada desa Teluk Latak," *Indones. J. Constr. Eng. Sustain. Dev.*, vol. 4, no. 2, pp. 99–107, Dec. 2021, doi: 10.25105/cesd.v4i2.12497.
- [7] D. U. Wustqa, E. Listyani, R. Subekti, R. Kusumawati, M. Susanti, and K. Kismiantini, "Analisis data multivariat dengan program R," *J. Pengabd. Masy. MIPA dan Pendidik. MIPA*, vol. 2, no. 2, pp. 83–86, Nov. 2018, doi: 10.21831/jpmmp.v2i2.21913.
- [8] P. D. Baxter, "An introduction to generalised linear models," *J. Appl. Stat.*, vol. 36, no. 8, pp. 929–930, Aug. 2009, doi: 10.1080/02664760802695900.
- [9] J. M. Hilbe, *Negative Binomial Regression*, 2nd ed. United Kingdom: Cambridge University Press, ISBN: 9780521198158, 2011.
- [10] U. Hidayanti, I. N. Latra, and Purhadi, "Pemodelan dan pemetaan jumlah kasus demam berdarah Dengue (DBD) di kota Surabaya dengan geographically weighted negative binomial regression (GWNBR) dan flexibly shaped spatial scan statistic," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 4, no. 2, pp. 272–278, 2015.
- [11] H. Yasin, A. R. Hakim, and B. Warsito, *Regresi Spasial (Aplikasi dengan R)*. Babadan, Ponorogo: Wade Group, ISBN: 978-623-7548-64-5, 2020.
- [12] F. Fauwziyah, S. Astutik, and H. Pramodyo, "Geographically weighted negative binomial regression modeling using adaptive kernel on the number of maternal deaths during childbirth," *Math. Stat.*, vol. 10, no. 5, pp. 1133–1139, Sep. 2022, doi: 10.13189/ms.2022.100525.
- [13] H. Rohman, "Pola spasial persebaran kasus Tuberkulosis paru terhadap kepadatan penduduk," *J. Kesehat. Masy.*, pp. 8–16, 2017.
- [14] A. Sejati and L. Sofiana, "Faktor-faktor terjadinya Tuberkulosis," *J. Kesehat. Masy.*, vol. 10, no. 2, p. 122, Jan. 2015, doi: 10.15294/kemas.v10i2.3372.