

PERBANDINGAN MODEL REGRESI BINOMIAL NEGATIF BIVARIAT DENGAN MODEL *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED NEGATIVE BINOMIAL BIVARIAT REGRESSION* (GWNBBR) PADA KASUS ANGKA KEMATIAN BAYI DAN KEMATIAN IBU DI JAWA TENGAH

Yashmine Noor Islami¹, Dwi Ispriyanti², Puspita Kartikasari³

^{1,2,3} Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

Email: yashminenor13@gmail.com

ABSTRACT

Infant mortality (0-11 months) and maternal mortality (during pregnancy, childbirth, and postpartum) are significant indicators in determining the level of public health. Central Java Province which has 35 regencies/cities is included in the top five regions with the highest number of infant and maternal mortality in Indonesia. The data characteristics of the number of infants and maternal mortality are count data. Therefore, the Poisson Regression method can be used to analyze the factors that influence the number of infants and maternal mortality. In Poisson regression analysis, there must be a fulfilled assumption, called equidispersion. Frequently, the variance of count data is greater than the mean, which is known as the overdispersion. The research, binomial negative bivariate regression is used as a solutions to overcome the problem of overdispersion in poisson regression. This method produce a global model. In reality, the geographical, socio-cultural, and economic conditions of each region will be different. This illustrates the effect of spatial heterogeneity, so it needs to be developed into Geographically Weighted Negative Binomial Bivariate Regression (GWNBBR). The model of GWNBBR provides weighting based on the position or distance from one observation area to another. Significant variables for modeling infant mortality cases included the percentage of obstetric complications treated (X_1), the percentage of infants who were exclusively breastfed (X_3), and the percentage of poor people (X_5). Significant variable for modeling maternal mortality cases is the percentage of poor people (X_5). Based on the AIC value, GWNBBR model is better than binomial negatif bivariat regression model because it has a smaller AIC value.

Keywords: Infant Mortality, Maternal mortality, Overdispersion, Negative Binomial Bivariate Regression, GWNBBR

1. PENDAHULUAN

Angka kematian bayi dan kematian ibu merupakan salah satu indikator penting dalam menentukan tingkat kesehatan masyarakat. Keberhasilan pembangunan di suatu wilayah juga dapat dilihat dari angka kematian bayi dan angka kematian ibu (Dinkes Jateng, 2019). Provinsi Jawa Tengah yang memiliki 35 kabupaten/kota termasuk 5 besar daerah dengan jumlah kematian bayi dan kematian ibu tertinggi di Indonesia. Jumlah kematian bayi pada tahun 2018 di Jawa Tengah mencapai 4.481 kasus, sedangkan jumlah kematian ibu di Jawa Tengah pada tahun 2018 mencapai 421 kasus (Kemenkes RI, 2020).

Banyak faktor yang memengaruhi kematian bayi dan kematian ibu, antara lain persentase persalinan oleh tenaga kesehatan, persentase ibu bersalin mendapatkan pelayanan kesehatan nifas, persentase ibu hamil melaksanakan program K4, persentase ibu hamil yang mendapatkan tablet Fe3, persentase penanganan komplikasi kebidanan, persentase penanganan komplikasi neonatal, persentase bayi yang diberi ASI eksklusif, dan persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (Fitriyanti dan Kurniawan, 2019). Metode statistik yang menganalisis hubungan antara suatu variabel dengan faktor yang memengaruhi adalah analisis regresi. Pada umumnya, regresi digunakan untuk menganalisis variabel respon yang berjenis kontinu, namun sering juga ditemui variabel respon yang berjenis diskrit (Long, 1997). Analisis yang digunakan untuk variabel respon diskrit adalah regresi poisson. Dalam analisis regresi poisson terdapat asumsi yang harus terpenuhi yaitu *equidispersi*. Sering kali data *count* memiliki *variance* yang lebih besar dari *mean*, atau biasa

disebut fenomena *overdispersion* (Cameron & Trivedi, 1998). Apabila terjadi *overdispersion*, regresi poisson tidak sesuai untuk memodelkan data. Salah satu metode yang digunakan untuk mengatasi *overdispersion* dalam regresi poisson adalah regresi binomial negatif bivariat. Namun metode ini menghasilkan model yang bersifat global. Pada kenyataannya kabupaten/kota di Jawa Tengah memiliki kondisi geografis, sosial budaya, dan ekonomi yang berbeda antar wilayah. Kematian bayi di Jawa Tengah menurut Prahutama, *et al.* (2017) dipengaruhi oleh jumlah sarana kesehatan (RS dan Puskesmas), jumlah tenaga medis (dokter dan bidan), persentase persalinan yang dilakukan dengan bantuan non medis (dukun bayi), persentase rumah tangga kumuh, kepadatan penduduk per km², persentase rumah tangga ber-PHBS, persentase penduduk yang tidak punya jaminan kesehatan, persentase anak yang umurnya kurang dari 2 tahun yang diberi ASI eksklusif, dan rata-rata lama pemberian ASI. Sehingga analisis yang digunakan adalah model *Geographically Weighted Negative Binomial Bivariate Regression* (GWNBBR).

Berdasarkan uraian di atas maka dalam penelitian ini akan dianalisis kematian bayi dan kematian ibu di Jawa Tengah menggunakan regresi binomial negatif bivariat. Kemudian dianalisis menggunakan metode GWNBBR. Selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik dengan membandingkan model dari regresi binomial negatif bivariat dan GWNBBR menggunakan *Akaike's Information Criterion* (AIC).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Angka Kematian Bayi dan Angka Kematian Ibu

Angka Kematian Bayi (AKB) merupakan jumlah kematian bayi (0-11 bulan) per 1.000 kelahiran hidup dalam kurun waktu satu tahun (Dinkes Jateng, 2019). Angka Kematian Ibu (AKI) adalah rasio kematian ibu selama masa kehamilan, persalinan, dan nifas yang disebabkan oleh kehamilan, persalinan, dan nifas atau pengelolaannya tetapi bukan karena sebab-sebab lain seperti kecelakaan atau terjatuh di setiap 100.000 kelahiran hidup (Kemenkes RI, 2020).

2.2 Korelasi

Menurut (Draper & Smith, 1998) koefisien korelasi merupakan suatu indikator dalam hubungan linier antara 2 variabel. Hipotesis uji koefisien korelasi adalah sebagai berikut.

$H_0 : \rho = 0$ (Tidak terdapat hubungan linier antara Y_1 dan Y_2)

$H_1 : \rho \neq 0$ (Terdapat hubungan linier antara Y_1 dan Y_2)

Statistik uji:

$$t = \frac{r_{y_1 y_2} \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{y_1 y_2}^2}} \text{ dengan } r_{y_1 y_2} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{1i} - \bar{y}_1)(y_{2i} - \bar{y}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{1i} - \bar{y}_1)^2 \sum_{i=1}^n (y_{2i} - \bar{y}_2)^2}}$$

Tolak H_0 jika $|t_{hit}| > t_{(\frac{\alpha}{2}; n-2)}$ (McClave *et al.*, 2018)

2.3 Distribusi Poisson Bivariat

Distribusi poisson bivariat adalah distribusi bersama variabel Y_1 dan Y_2 yang berdistribusi poisson dan saling dependen (Karlis & Ntzoufras, 2005). Pengujian distribusi poisson bivariat dilakukan dengan pendekatan *index of dispersion Test* (I_B) dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Variabel respons Y_1 dan Y_2 mengikuti distribusi poisson bivariat

H_1 : Variabel respons Y_1 dan Y_2 tidak mengikuti distribusi poisson bivariat

Statistik uji:

$$I_B = \frac{n(\bar{Y}_2 S_{Y_1}^2 - 2m_{11}^2 + \bar{Y}_1 S_{Y_2}^2)}{(\bar{Y}_1 \bar{Y}_2 - m_{11}^2)} \quad (1)$$

dimana

n: banyaknya observasi

\bar{Y}_1 : nilai rata-rata variabel respons (Y_1)

\bar{Y}_2 : nilai rata-rata variabel respons (Y_2)

$$S_{Y_1}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{1i} - \bar{Y}_1)^2}{n} \text{ dan } S_{Y_2}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{2i} - \bar{Y}_2)^2}{n}$$

$$m_{11} = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{1i} - \bar{Y}_1)(Y_{2i} - \bar{Y}_2)}{n}$$

Tolak H_0 jika $|I_B| > \chi^2_{(\alpha; 2n-3)}$ (Best, 1999).

2.4 Multikolinieritas

Multikolinieritas berarti adanya hubungan linier yang sempurna atau pasti di antara beberapa atau semua variabel yang menjelaskan model regresi. Untuk mendeteksi multikolinieritas dapat diperiksa dengan menggunakan nilai VIF berikut (Gujarati, 2003).

$$VIF_k = \frac{1}{1 - R_k^2}$$

R_k^2 merupakan koefisien determinasi untuk variabel prediktor ke- k dengan variabel prediktor lainnya. Nilai VIF yang lebih dari 10 menandakan terjadinya multikolinieritas.

2.5 Model Regresi Poisson Bivariat

Model regresi poisson bivariat menurut Karlis dan Ntzoufras (2005) adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} (Y_{1i}, Y_{2i}) &\sim PB(\lambda_{1i}, \lambda_{2i}, \lambda_{0i}) \\ \lambda_{ji} + \lambda_0 &= e^{x_i^T \beta_j}; j = 1, 2 \end{aligned} \quad (2)$$

dimana

$$x_i^T = [1 \quad x_{1i} \quad x_{2i} \quad \dots \quad x_{pi}]$$

$$\beta_j = [\beta_{j0} \quad \beta_{j1} \quad \beta_{j2} \quad \dots \quad \beta_{jp}]^T, j = 1, 2$$

2.6 Overdispersi

Overdispersi adalah suatu kejadian dimana nilai *variance* lebih besar daripada nilai *mean* (Cameron & Trivedi, 1998). Pemeriksaan overdispersi menggunakan uji kesamaan model BPR dan BNBR dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Model BPR = BNBR

H_1 : Model BPR \neq BNBR

Statistik uji:

$$F_{hit} = \frac{D_0/df_0}{D_1/df_1}$$

Tolak H_0 jika $F_{hit} > F_{(\alpha; df_0, df_1)}$ (Hilbe, 2011).

2.7 Model Regresi Binomial Negatif Bivariat

Bila sepasang variabel random Y_1 dan Y_2 masing-masing berdistribusi binomial negatif diregresikan terhadap variabel prediktor X_1, X_2, \dots, X_p , maka bentuk persamaan regresi binomial negatif bivariat dapat dinyatakan sebagai berikut (Famoye, 2010).

$$\begin{aligned} (Y_1, Y_2) &\sim BNB(\mu_1, \mu_2, \alpha_1, \alpha_2, \psi) \\ \mu_{ji} &= \exp(x_i^T \beta_{jk}); i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2 \end{aligned} \quad (3)$$

dimana $x_i = [1 \quad x_{1i} \quad x_{2i} \quad \dots \quad x_{pi}]^T$; $\beta_{jk} = [\beta_{j0} \quad \beta_{j1} \quad \beta_{j2} \quad \dots \quad \beta_{jp}]^T$

Estimasi parameter model regresi binomial negatif bivariat menggunakan metode maksimum *likelihood* dengan prosedur Newton Raphson.

Pengujian signifikansi parameter secara serentak menggunakan uji devians dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : $\beta_{j1} = \beta_{j2} = \dots = \beta_{jp} = 0$; $j = 1, 2$

H_1 : minimal ada satu $\beta_{jk} \neq 0$; $k = 1, 2, \dots, p$

Statistik uji:

$$D = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) = 2(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega}))$$

Tolak H_0 jika statistik uji $D > \chi^2_{[\alpha, (b-a)]}$.

Pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_{jk} = 0$$

$$H_1 : \beta_{jk} \neq 0; j = 1, 2; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$z_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_{jk}}{se(\hat{\beta}_{jk})}$$

Tolak H_0 jika $|z_{hitung}| > z_{\alpha/2}$ (Hilbe, 2011). Dimana α adalah taraf signifikansi.

2.8 Heterogenitas Spasial

Pengujian heterogenitas spasial dilakukan untuk melihat apakah terdapat kekhasan pada setiap lokasi pengamatan, sehingga parameter regresi yang dihasilkan berbeda-beda secara spasial. Pengujian hipotesis heterogenitas spasial menggunakan uji Glejser sebagai berikut.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2 \text{ (Tidak ada heterogenitas spasial)}$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2; i = 1, 2, \dots, n \text{ (Ada heterogenitas Spasial)}$$

Statistik uji:

$$G = - \left(n - j - 1 - \frac{1}{2}(j - 1) \right) \ln \left(\frac{|\Sigma_{\Omega}|}{|\Sigma_{\omega}|} \right) \sim \chi^2_{\alpha; v}, v = jk; j = 1, 2; k = 1, 2, \dots, p$$

Σ_{ω} adalah matriks varian kovarian di bawah H_0 dan Σ_{Ω} adalah matriks varians kovarian di bawah H_1 (Johnson & Wichern, 2007). Tolak H_0 jika nilai $G > \chi^2_{\alpha; p}$.

2.9 Matriks Pembobot Geografis

Keragaman spasial antara lokasi satu dengan lokasi lain ditunjukkan dengan adanya matriks pembobot \mathbf{W} yang entri-entrinya merupakan fungsi dari jarak *euclidean* antar lokasi (Chasco *et al.*, 2008). Pembentukan fungsi pembobot dari jarak *euclidean* salah satunya dapat menggunakan fungsi *Adaptive Bisquare Kernel*. Fungsi *Adaptive Bisquare Kernel* merupakan fungsi kernel dengan *bandwidth* yang berbeda pada setiap lokasi pengamatan. Fungsi *Adaptive Bisquare Kernel* dinyatakan pada persamaan sebagai berikut

$$w_{il} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{il}}{h_i} \right)^2 \right)^2 & \text{untuk } d_{il} \leq h_i \\ 0 & \text{untuk } d_{il} > h_i \end{cases} \text{ dengan } d_{il} = \sqrt{(u_i - u_l)^2 + (v_i - v_l)^2}$$

d_{il} : jarak *euclidean* antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_l, v_l)

h_i : *bandwidth* pada lokasi ke- i

u_i : koordinat *latitude* (lintang) pada lokasi ke- i

v_i : koordinat *longitude* (bujur) pada lokasi ke- i

Bandwidth merupakan radius suatu lingkaran dimana titik yang berada dalam radius lingkaran masih dianggap berpengaruh dalam membentuk parameter model lokasi i . Pemilihan *bandwidth* optimum dapat dilakukan dengan metode *Cross Validation* (CV) yang didefinisikan sebagai berikut (Fotheringham *et al.*, 2002).

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

$\hat{y}_{\neq i}(h)$ adalah nilai penaksir y_i dimana pengamatan di lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dari proses estimasi dan n adalah jumlah lokasi pengamatan. *Bandwidth* optimum dapat diperoleh ketika nilai CV minimum.

2.10 Model Geographically Weighted Negative Binomial Bivariate Regression

Model *Geographically Weighted Negative Binomial Bivariate Regression* (GWNBBR) memiliki bentuk persamaan sebagai berikut (Ricardo & Carvalho, 2014).

$$(Y_1, Y_2) \sim BNB(\mu_1(u_i, v_i), \mu_2(u_i, v_i), \alpha_1(u_i, v_i), \alpha_2(u_i, v_i), \psi(u_i, v_i))$$

$$\mu_{ji}(u_i, v_i) = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_j^*) \quad (4)$$

dimana

$$\mathbf{x}_i = [1 \quad x_{1i} \quad x_{2i} \quad \dots \quad x_{pi}]^T$$

$$\boldsymbol{\beta}_j^* = \boldsymbol{\beta}_j(u_i, v_i) = [\beta_{j0}(u_i, v_i) \quad \beta_{j1}(u_i, v_i) \quad \dots \quad \beta_{jp}(u_i, v_i)]^T$$

Estimasi parameter model GWNBBR menggunakan metode maksimum *likelihood* dengan prosedur Newton Raphson.

Pengujian signifikansi parameter secara serentak menggunakan uji devians dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \beta_{j1}^* = \beta_{j2}^* = \dots = \beta_{jp}^* = 0; k = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \beta_{jk}^* \neq 0$$

$$D = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) = 2(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega}))$$

Tolak H_0 jika statistik uji $D > \chi_{[\alpha, (b-a)]}^2$.

Pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \beta_{jk}^* = 0$$

$$H_1: \beta_{jk}^* \neq 0; k=1, 2, \dots, p; j= 1, 2$$

Statistik uji:

$$z_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_{jk}^*}{se(\hat{\beta}_{jk}^*)}$$

Tolak H_0 jika $|z_{hitung}| > z_{\alpha/2}$ (Hilbe, 2011). Dimana α adalah taraf signifikansi.

2.11 Kriteria Keباikan Model

Akaike Information Criterion (AIC) merupakan salah satu kriteria untuk menentukan model terbaik. Semakin kecil nilai AIC, maka model semakin baik dan layak untuk digunakan. Menurut Bozdogan (2000) AIC didefinisikan sebagai berikut:

$$AIC = -2 \ln L(\hat{\Omega}) + 2k$$

dimana

$L(\hat{\Omega})$: nilai maksimum *likelihood*

k : jumlah parameter prediktor dalam model

3. METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder tahun 2019 yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah dan data Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah. Unit observasi dalam penelitian ini sebanyak 35 kabupaten/kota di Jawa Tengah dengan 7 variabel.

Tabel 1. Variabel Penelitian

| Variabel | Keterangan |
|----------------|---|
| Y ₁ | Jumlah kematian bayi |
| Y ₂ | Jumlah kematian ibu |
| X ₁ | Persentase komplikasi kebidanan yang ditangani |
| X ₂ | Persentase komplikasi neonatal yang ditangani |
| X ₃ | Persentase bayi yang diberi ASI eksklusif |
| X ₄ | Persentase penduduk yang tidak memiliki jaminan kesehatan |
| X ₅ | Persentase penduduk miskin |

| | |
|-------|---|
| u_i | Lintang (<i>latitude</i>) kabupaten/kota ke-i |
| v_i | Bujur (<i>longitude</i>) kabupaten/kota ke-i |

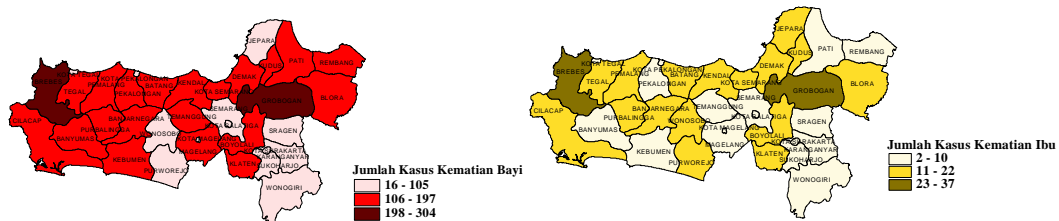
3.2 Metode Analisis

1. Mendeskripsikan karakteristik jumlah kasus kematian bayi dan kematian ibu di Jawa Tengah tahun 2019 beserta faktor-faktor yang memengaruhinya menggunakan pemetaan wilayah.
2. Menguji korelasi antar variabel respon Y_1 dan Y_2 .
3. Menguji distribusi poisson bivariat.
4. Menguji asumsi multikolinieritas pada variabel prediktor (X) berdasarkan nilai VIF.
5. Menguji overdispersi pada variabel respon Y_1 dan Y_2 .
6. Memodelkan regresi binomial negatif bivariat untuk kasus jumlah kematian bayi dan kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah tahun 2019 dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 - a. Inferensi model regresi binomial negatif bivariat dengan melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter secara serentak dan parsial.
 - b. Menginterpretasikan model regresi binomial negatif bivariat.
7. Memodelkan GWNBBR untuk kasus jumlah kematian bayi dan kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah tahun 2019, dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 - a. Menguji heterogenitas spasial data menggunakan uji Glejser.
 - b. Menghitung jarak *euclidean* antar lokasi pengamatan berdasarkan posisi geografis dan *bandwidth* optimal untuk setiap lokasi pengamatan dengan menggunakan *Cross Validation (CV)*.
 - c. Menghitung matriks pembobot geografis dengan menggunakan fungsi *kernel adaptive bisquare*.
 - d. Inferensi model GWNBBR dengan melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter secara serentak dan parsial.
 - e. Menginterpretasikan model GWNBBR yang didapatkan dan membentuk peta pengelompokan.
8. Menghitung nilai AIC regresi binomial negatif bivariat dan GWNBBR.
9. Membandingkan model regresi binomial negatif bivariat dan model GWNBBR dengan melihat nilai AIC masing-masing model. Model terbaik adalah model yang mempunyai nilai AIC terkecil.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Jumlah Kasus Kematian Bayi dan Kematian Ibu di Jawa Tengah Tahun 2019

Jumlah kasus kematian bayi di Jawa Tengah tahun 2019 mencapai 4.450 kasus dengan rata-rata sebesar 127 kasus. Kematian bayi tertinggi berada di Kabupaten Brebes sebanyak 304 kasus sedangkan jumlah kasus kematian bayi terendah berada di Kota Magelang sebanyak 16 kasus. Sedangkan jumlah kasus kematian ibu di Jawa Tengah tahun 2019 mencapai 416 kasus dengan rata-rata sebesar 12 kasus. Kematian ibu tertinggi berada di Kabupaten Brebes sebanyak 37 kasus sedangkan jumlah kasus kematian bayi terendah berada di Kota Salatiga dan Kota Magelang sebanyak 2 kasus. Pola persebaran jumlah kasus kematian bayi dan kematian ibu di Jawa Tengah tahun 2019 dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 1. Persebaran Kasus Kematian Bayi dan Kematian Ibu di Jawa Tengah 2019

4.2 Pemeriksaan Korelasi

Regresi bivariat dapat digunakan ketika kedua variabel respon memiliki korelasi. Pada taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ diperoleh nilai $p\text{-value}$ sebesar $2,315 \times 10^{-10} < \alpha = 0,05$ dan $t_{hitung} = 8,9657 > t_{(0,025;33)} = 2,0345$ maka H_0 ditolak sehingga disimpulkan bahwa terdapat hubungan antara jumlah kematian bayi dan jumlah kematian ibu di Jawa Tengah tahun 2019. Nilai korelasi antara variabel jumlah kematian bayi dan jumlah kematian ibu sebesar 0,842.

4.3 Pemeriksaan Multikolinieritas Pada Variabel Prediktor

Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam pembentukan model regresi adalah tidak ada kasus multikolinieritas. Untuk mendeteksi ada atau tidaknya multikolinieritas dapat diperiksa menggunakan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*). Berikut ini nilai VIF dari setiap variabel prediktor.

Tabel 2. Nilai VIF dari Variabel Prediktor

| Variabel | X ₁ | X ₂ | X ₃ | X ₄ | X ₅ |
|----------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| VIF | 1,32 | 1,31 | 1,01 | 1,21 | 1,28 |

Berdasarkan Tabel 2 dapat diketahui bahwa nilai VIF pada semua variabel kurang dari 10. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi multikolinieritas antar variabel prediktor.

4.4 Pengujian Overdispersi

Pada penelitian ini pengujian overdispersi dilakukan dengan membandingkan dua model, yaitu regresi poisson bivariat (BPR) dan regresi binomial negatif bivariat (BNBR). Berdasarkan hasil pengujian diperoleh bahwa $F_{hit} > F_{(0,05;10;10)}$ ($7,5328 > 2,9782$), maka H_0 ditolak. Artinya model BNBR berbeda signifikan dengan model BPR, hal ini menunjukkan adanya masalah overdispersi pada model regresi poisson bivariat. Sehingga perlu dilakukan penanganan menggunakan regresi binomial negatif bivariat.

4.5 Pemodelan Regresi Binomial Negatif Bivariat

Regresi Binomial Negatif Bivariat adalah suatu metode untuk menangani masalah *overdispersion*. Berikut hasil penaksiran parameter model Regresi Binomial Negatif Bivariat.

Tabel 3. Penaksiran Parameter Model Regresi Binomial Negatif Bivariat pada Kematian Bayi dan Kematian Ibu di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2019

| Parameter | Kematian bayi (μ_1) | | | Kematian ibu (μ_2) | | |
|-----------|---------------------------|---------------------|---------|--------------------------|---------------------|---------|
| | Penaksiran | Z _{hitung} | p-value | Penaksiran | Z _{hitung} | p-value |
| β_0 | -1,0146 | -0,6964 | 0,4862 | -0,7183 | -0,4059 | 0,6848 |
| β_1 | 0,0104 | 2,6106 | 0,0090* | 0,0056 | 1,5019 | 0,1331 |
| β_2 | 0,0025 | 0,4195 | 0,6749 | -0,0041 | -0,8136 | 0,4159 |
| β_3 | 0,0488 | 3,4785 | 0,0005* | 0,0283 | 1,6550 | 0,0979 |
| β_4 | 0,0001 | 0,0087 | 0,9931 | -0,0019 | -0,2706 | 0,7867 |
| β_5 | 0,1149 | 3,0711 | 0,0021* | 0,0971 | 2,4496 | 0,0143* |

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Berdasarkan Tabel 3 maka model regresi binomial negatif bivariat yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu}_1 = \exp(-1,0146 + 0,0104X_1 + 0,0025X_2 + 0,0488X_3 + 0,0001X_4 + 0,1149X_5) \quad (5)$$

$$\hat{\mu}_2 = \exp(-0,7183 + 0,0056X_1 - 0,0041X_2 + 0,0283X_3 - 0,0019X_4 + 0,0971X_5) \quad (6)$$

Pengujian parameter pada regresi binomial negatif bivariat dilakukan secara serentak maupun parsial. Berdasarkan hasil pengujian serentak dengan taraf signifikansi 5% diperoleh nilai $D(\hat{\beta}) = 44,4084$ lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;10)}$ sebesar 18,31 maka tolak H_0 yang berarti paling sedikit ada satu variabel prediktor berpengaruh terhadap model. Sehingga model (5) dan (6) dapat digunakan. Selanjutnya pengujian secara parsial dengan taraf signifikansi 5% diperoleh $z_{(0,025)}$ sebesar 1,96 maka diperoleh tiga variabel yang memberikan pengaruh secara signifikan terhadap jumlah kasus kematian bayi di Jawa Tengah, antara lain persentase komplikasi kebidanan yang ditangani (X_1), persentase bayi yang diberi ASI eksklusif (X_3), dan persentase penduduk miskin (X_5). Sedangkan satu variabel yang memberikan pengaruh secara signifikan terhadap jumlah kasus kematian ibu di Jawa Tengah, yaitu persentase penduduk miskin (X_5).

4.6 Pengujian Heterogenitas Spasial

Berdasarkan hasil pengujian heterogenitas spasial diperoleh nilai statistik uji Glejser sebesar 19,6801. Pada taraf signifikansi 5% diperoleh $\chi^2_{(0,05;10)}$ sebesar 18,31, maka dapat disimpulkan bahwa terdapat masalah heterogenitas spasial pada kasus kematian bayi dan kematian ibu di Jawa Tengah tahun 2019. Oleh karena itu perlu dilakukan pengembangan metode regresi binomial negatif bivariat yang memperhatikan faktor spasial yang disebut dengan metode GWNBBR.

4.7 Pemodelan Geographically Weighted Negative Binomial Bivariate Regression (GWNBBR)

Pemodelan GWNBBR menghasilkan model yang berbeda-beda tiap wilayah. Sebagai contoh akan disajikan pemodelan GWNBBR pada lokasi penelitian yang ke-1 (u_1, v_1) yaitu Kabupaten Cilacap.

Tabel 4. Penaksiran Parameter Model GWNBBR di Kabupaten Cilacap pada Kematian Bayi dan Kematian Ibu di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2019

| Parameter | Kematian bayi (μ_1) | | | Kematian ibu (μ_2) | | |
|-----------|---------------------------|--------------|------------|--------------------------|--------------|------------|
| | Penaksiran | Z_{hitung} | p -value | Penaksiran | Z_{hitung} | p -value |
| β_0 | -1,2597 | -1,8788 | 0,0603 | -1,1861 | -1,1087 | 0,2676 |
| β_1 | 0,0101 | 1,6895 | 0,0911 | 0,0051 | 0,8519 | 0,3943 |
| β_2 | 0,0059 | 0,6247 | 0,5322 | -0,0017 | -0,2200 | 0,8259 |
| β_3 | 0,0474 | 4,4042 | 0,0000* | 0,0289 | 4,0377 | 0,0001* |
| β_4 | 0,0117 | 0,9366 | 0,3489 | -0,0005 | -0,0365 | 0,9709 |
| β_5 | 0,0915 | 1,6652 | 0,0959 | 0,1215 | 2,2808 | 0,0226* |

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Berdasarkan Tabel 4 maka model GWNBBR di Kabupaten Cilacap yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu}_1 = \exp(-1,2597 + 0,0101X_1 + 0,0059X_2 + 0,0474X_3 + 0,0117X_4 + 0,0915X_5) \quad (7)$$

$$\hat{\mu}_2 = \exp(-1,1861 + 0,0051X_1 - 0,0017X_2 + 0,0289X_3 - 0,0005X_4 + 0,1215X_5) \quad (8)$$

Pengujian parameter GWNBBR dilakukan secara serentak maupun parsial. Berdasarkan hasil pengujian serentak dengan taraf signifikansi 5% diperoleh nilai $D(\hat{\beta}) = 38,1998$ lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;10)}$ sebesar 18,31 maka tolak H_0 yang berarti paling sedikit ada satu variabel prediktor berpengaruh terhadap model. Sehingga model (7) dan (8) dapat digunakan. Selanjutnya pengujian secara parsial dengan taraf signifikansi 5% diperoleh $z_{(0,025)}$ sebesar

1,96 maka diperoleh satu variabel yang memberikan pengaruh secara signifikan terhadap jumlah kasus kematian bayi di Kabupaten Cilacap, yaitu persentase bayi yang diberi ASI eksklusif (X_3). Sedangkan variabel yang memberikan pengaruh secara signifikan terhadap jumlah kasus kematian ibu di Kabupaten Cilacap, yaitu persentase bayi yang diberi ASI eksklusif (X_3) dan persentase penduduk miskin (X_5).

Pada wilayah lain dengan cara yang sama diperoleh pengelompokan dengan variabel yang signifikan sama pada kasus kematian bayi dan kematian ibu masing-masing disajikan pada Tabel 5 dan Tabel 6 sebagai berikut.

Tabel 5. Pengelompokan Kabupaten/Kota Berdasarkan Signifikansi Parameter Pada Kasus Kematian Bayi

| Kelompok | Kabupaten/Kota | Variabel yang Signifikan | Jumlah |
|----------|---|--------------------------|--------|
| 1 | Kab. Banyumas, Kab. Boyolali, Kab. Karanganyar, Kab. Sragen, Kab. Demak, Kab. Temanggung, Kab. Pekalongan, Kota Surakarta | X_1, X_3 | 8 |
| 2 | Kab. Cilacap, Kab. Magelang, Kab. Klaten, Kab. Wonogiri, Kab. Blora, Kab. Rembang, Kab. Semarang, Kab. Tegal, Kota Salatiga | X_3 | 9 |
| 3 | Kab. Banjarnegara, Kab. Kudus | X_1, X_5 | 2 |
| 4 | Kab. Purbalingga, Kab. Purworejo, Kab. Wonosobo, Kab. Jepara, Kab. Kendal, Kab. Batang, Kab. Pemalang, Kota Magelang | X_3, X_5 | 8 |
| 5 | Kota Pekalongan | X_5 | 1 |
| 6 | Kab. Kebumen, Kab. Sukoharjo, Kab. Grobogan, Kab. Pati, Kab. Brebes, Kota Semarang, Kota Tegal | - | 7 |

Tabel 6. Pengelompokan Kabupaten/Kota Berdasarkan Signifikansi Parameter Pada Kasus Kematian Ibu

| Kelompok | Kabupaten/Kota | Variabel Signifikan | Jumlah |
|----------|--|---------------------|--------|
| 1 | Kab. Temanggung, Kab. Brebes | X_1 | 2 |
| 2 | Kab. Wonosobo | X_1, X_3 | 1 |
| 3 | Kab. Pekalongan | X_1, X_5 | 1 |
| 4 | Kab. Kendal | X_2, X_5 | 1 |
| 5 | Kab. Cilacap, Kab. Banyumas, Kab. Purbalingga, Kab. Pemalang, Kab. Tegal | X_3, X_5 | 5 |
| 6 | Kab. Banjarnegara, Kab. Purworejo | X_5 | 2 |
| 7 | Kab. Kebumen, Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Klaten, Kab. Sukoharjo, Kab. Wonogiri, Kab. Karanganyar, Kab. Sragen, Kab. Grobogan, Kab. Blora, Kab. Rembang, Kab. Pati, Kab. Kudus, Kab. Jepara, Kab. Demak, Kab. Semarang, Kab. Batang, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Kota Tegal | - | 23 |

4.8 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria AIC pada model regresi binomial negatif bivariat dan GWNBBR adalah sebagai berikut.

Tabel 7. Pemilihan Model Terbaik dengan AIC

| Model | AIC |
|-----------------------------------|---------|
| Regresi Binomial Negatif Bivariat | 687,019 |
| GWNBBR | 674,321 |

Tabel 7 menunjukkan bahwa dari kedua model tersebut GWNBBR memiliki AIC lebih kecil dibandingkan dengan regresi binomial negatif bivariat, sehingga GWNBBR lebih baik dalam memodelkan jumlah kasus kematian bayi dan kematian ibu di masing-masing kabupaten/kota di Jawa Tengah tahun 2019.

5. KESIMPULAN

Pada tahun 2019 kasus kematian bayi dan kematian ibu di Jawa Tengah terjadi di seluruh kabupaten/kota. Jumlah kasus kematian bayi tertinggi berada di Kabupaten Brebes sebanyak 304 kasus, sedangkan jumlah kasus kematian bayi terendah berada di Kota Magelang sebanyak 16 kasus. Jumlah kasus kematian ibu tertinggi berada di Kabupaten Brebes sebanyak 37 kasus, sedangkan jumlah kasus kematian ibu terendah berada di Kota Salatiga dan Kota Magelang sebanyak 2 kasus. Pemodelan jumlah kasus kematian bayi dan kematian ibu menggunakan regresi binomial negatif bivariat diperoleh hasil bahwa terdapat tiga variabel yang memberikan pengaruh secara signifikan terhadap jumlah kasus kematian bayi, diantaranya persentase komplikasi kebidanan yang ditangani (X_1), persentase bayi yang diberi ASI eksklusif (X_3), dan persentase penduduk miskin (X_5). Sedangkan satu variabel yang memberikan pengaruh secara signifikan terhadap jumlah kasus kematian ibu, yaitu persentase penduduk miskin (X_5).

Pemodelan jumlah kasus kematian bayi dan kematian ibu menggunakan GWNBBR dengan fungsi pembobot *Adaptive Kernel Bisquare* diperoleh pengelompokan berdasarkan variabel yang signifikan. Pada kematian bayi diperoleh 6 kelompok, sedangkan kematian ibu diperoleh 7 kelompok.

Pemodelan menggunakan GWNBBR diperoleh nilai AIC lebih kecil daripada BNBR. Sehingga dapat dikatakan bahwa metode GWNBBR lebih baik untuk memodelkan jumlah kasus kematian bayi dan kematian ibu di Jawa Tengah.

DAFTAR PUSTAKA

- Best, D. J. 1999. *Tests of fit and other nonparametric data analysis*. Thesis. University of Wollongong.
- Bozdogan, H. 2000. *Akaike's Information Criterion and Recent Developments in Information Complexity*. Journal of Mathematical Psychology Vol. 44, No. 1: Hal. 62–91.
- Cameron, A.C., Trivedi, P. K. 1998. *Regression Analysis of Count Data*. New York: Cambridge University Press.
- Chasco, C., García, I., Vicéns, J. 2008. *Modeling Spatial Variations in Household Disposable Income with Geographically Weighted Regression*. Munich Personal RePEc Archive Paper No. 9581.
- [Dinkes Jateng] Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah. 2019. *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Tengah Tahun 2018*. Semarang: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah.
- Draper, N. R., Smith, H. 1998. *Applied Regression Analysis Third Edition*. Canada: John Wiley and sons, Inc.
- Famoye, F. 2010. *On The Bivariate Negative Binomial Regression Model*. Journal of Applied Statistics Vol. 37, No. 6: Hal. 969–981.
- Fitriyanti, W., Kurniawan, U. 2019. *Regresi Negatif Binomial Bivariat untuk Mengatasi Overdispersi Regresi Poisson Bivariat*. Statistika Vol. 7, No. 1: Hal. 39–46.

- Fotheringham, A.S. Brundson, C. dan Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression*. UK: John Wiley and Sons, Chichester.
- Gujarati, D. N. 2003. *Basic Econometrics Fourth Edition*. New York: The McGraw Hill Companies.
- Hilbe, J. M. 2011. *Negative Binomial Regression Second Edition*. New York: Cambridge University Press.
- Johnson, R. A., Wichern, D. W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. USA: Pearson Practice Hall.
- Karlis, D., Ntzoufras, I. 2005. *Bivariate Poisson and Diagonal Inflated Bivariate Poisson Regression Models in R*. Journal of Statistical Software Vol. 14, No. 10:Hal. 1–36.
- [Kemenkes RI] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. 2020. *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2019*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Long, J. S. 1997. *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*. California: Sage Publications.
- McClave, J. T., Benson, P.G., Sincich, T. 2018. *Statistics for Business and Economics Thirteenth Edition*. United Kingdom: Pearson Education Inc.
- Prahotama, A., Sudarno, Suparti, Mukid, M. A. 2017. *Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Angka Kematian Bayi di Jawa Tengah Menggunakan Regresi Generalized Poisson dan Binomial Negatif*. Statistika Vol. 5, No. 2: Hal. 1–6.
- Ricardo, A. & Carvalho, T. 2014. *Geographically Weighted Negative Binomial Regression—Incorporating Overdispersion*. Springer Vol. 24: Hal. 769–783.