 http://dx.doi.org/10.29313/.v6i2.23285

Pemodelan Kematian Ibu Maternal di Jawa Barat Tahun 2016 Menggunakan *Geographically Weighted Poisson Regression* dengan Fungsi Pembobot *Kernel Bi-Square*

Nur'aini Putra Riwadi*, Nusar Hajarisman

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

*nurainiputri01@gmail.com

Abstract. The number of maternal deaths is the number of women at the time of pregnancy or the 42 days since the termination of pregnancy without regard to the long and birth place, due to the pregnancy or administration, and not to other causes such as the accident or the fall. In this paper will discuss modeling the number of maternal deaths in west Java using the Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR). Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) model is a regression model developed from Poisson regression which is applied to spatial data. The parameters in the Geographically Weighted Poisson Regression model can be estimated using the Maximum Likelihood Estimation methode using the Newton-Raphson iterative numerical method. Spatial weight is obtained using the bi-square kernel function. The data used is the secondary data obtained from the Badan Pusat Statistik recorded in Jawa Barat Dalam Angka and Profil Kesehatan Jawa Barat 2016. Research suggests that the GWPR model is more accurate (measured through AIC) than the regression model Poisson and the factors affecting maternal mortality are significant.

Keywords: Maternal Death, Geographically Weighted Poisson Regression, Newton Raphson Method, Kernel Bi-Square.

Abstrak. Jumlah kematian ibu adalah jumlah kematian perempuan pada saat hamil atau selama 42 hari sejak terminasi kehamilan tanpa memandang lama dan tempat persalinan, yang disebabkan karena kehamilannya atau pengelolaannya, dan bukan karena sebab-sebab lain seperti kecelakaan ataupun terjatuh. Dalam makalah ini akan dibahas pemodelan jumlah kematian ibu maternal di Jawa Barat menggunakan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). Model GWPR merupakan pengembangan dari regresi Poisson yang diaplikasikan pada data spasial. Parameter-parameter dalam model *Geographically Weighted Poisson Regression* dapat ditaksir dengan menggunakan metode penaksiran kemungkinan maksimum melalui metode numerik iterasi Newton-Raphson. Pembobot spasial diperoleh menggunakan fungsi kernel *bi-square.* Data yang digunakan adalah data sekunder hasil pencatatan yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik yang tercatat dalam buku Jawa Barat Dalam Angka dan buku Profil Kesehatan Jawa Barat tahun 2016. Dari penelitian yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa model GWPR lebih akurat (diukur melalui AIC) dibanding model regresi Poisson dan faktor-faktor yang mempengaruhi kematian ibu signifikan.

Kata Kunci: Kematian Ibu, Geographically Weighted Poisson Regression, Metode Newton Raphson, Kernel Bi-Square.

1. Pendahuluan

Jumlah kematian ibu adalah jumlah kematian perempuan pada saat hamil atau selama 42 hari sejak terminasi kehamilan tanpa memandang lama dan tempat persalinan, yang disebabkan karena kehamilannya atau pengelolaannya, dan bukan karena sebab-sebab lain seperti kecelakaan ataupun terjatuh (WHO, 2014). Angka Kematian Ibu (AKI) di Indonesia menurut Survei Demografi Kesehatan Indonesia (SDKI) tahun 2007 sebesar 228 per 100.000 kelahiran hidup dan meningkat pada tahun 2012 sebesar 359 per 100.000 kelahiran hidup. Sementara target *Millenium Development Goal* (MDGs) menargetkan AKI tahun 2015 sebesar 102 per 100.000 kelahiran. Provinsi Jawa Barat masih menjadi satu di antara sejumlah provinsi dengan angka kematian ibu dan bayi di Indonesia cukup tinggi (Profil Kesehatan Dinkes Jawa Barat, 2016).

Analisis regresi adalah metode untuk menemukan hubungan antara variabel dependen dan variabel independen. Salah satu model regresi yang dapat digunakan untuk data yang variabel dependennya berupa data diskrit berdistribusi Poisson adalah regresi Poisson. Data spasial adalah data yang mengandung informasi lokal (spasial) dan informasi deskriptif (*attribute*) dan terdapat hubungan antara data dan lokasi pengamatan. Kabupaten/kota di Jawa Barat memiliki kondisi geografis, sosial budaya dan ekonomi yang berbeda sehingga faktor yang berkontribusi terhadap kematian ibu antara wilayah yang satu dengan yang lain juga akan berbeda. Perbedaan karakteristik inilah yang memungkinkan adanya efek spasial yang disebut heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial menggambarkan adanya perbedaan pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen antara satu wilayah pengamatan dengan wilayah lainnya (Anselin, 1992). Metode statistik yang dapat mempresentasikan kondisi lokal dari suatu wilayah tertentu yaitu *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). Menurut Nakaya (2005), model GWPR menghasilkan penaksiran parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik pengamatan.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini yaitu faktor-faktor apa saja yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu maternal di Jawa Barat berdasarkan model GWPR dengan menggunakan pembobot fungsi *kernel bi-square*. Selanjutnya, tujuan dalam penelitian ini adalah mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu maternal di Jawa Barat.

2. Landasan Teori

Regresi Poisson

Regresi Poisson merupakan analisis regresi non linier dari distribusi Poisson, dimana analisis ini sangat cocok digunakan dalam menganalisis data diskrit. Model regresi Poisson merupakan *Generalized Linear Model* (GLM) yang data responnya diasumsikan berdistribusi Poisson (Irawati & Purhadi, 2012). Model regresi Poisson diberikan sebagai berikut:

$Y_i \sim \text{Poisson}\ (\mu_i),\ \ \mu_i = exp({x_i}^T \beta)$

maka

$$\mu_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_j x_{ij}) \qquad (2.1)$$

Penaksiran parameter regresi Poisson dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimator*, kemudian diselesaikan dengan metode iterasi numerik Newton-Raphson. Pengujian parameter model regresi Poisson menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT).

Pengujian Efek Spasial

Autokorelasi spasial adalah korelasi antara variabel independen dengan dirinya sendiri. Pengujian pengaruh spasial berupa autokorelasi spasial dapat dilakukan dengan metode *Moran's I*. Uji *Moran's I* merupakan sebuah uji statistik lokal yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya autokorelasi spasial pada suatu lokasi. Uji *Moran's I* didefinisikan melalui rumus berikut:

$$I = \frac{n\sum_{i=1}^{n}\sum_{p=1}^{n} w_{ip}(x_i-\bar{x})(x_p-\bar{x})}{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2} \qquad (2.2)$$

Keterangan:
I adalah indeks Moran
n adalah banyaknya observasi
x_i adalah nilai suatu variabel independen pada lokasi i
x_p adalah nilai suatu variabel independen pada lokasi p, dimana p=i+1
$\bar{x}$ merupakan rata-rata variabel independen
w_{ip} adalah elemen matriks pembobot antar lokasi i dan p

Nilai indeks Moran berkisar dari -1 hingga 1. Nilai positif indeks Moran (I>0) menandakan adanya autokorelasi spasial positif antar lokasi pengamatan yang berdekatan memiliki kemiripan, sedangkan nilai indeks Moran negatif (I<0) menandakan adanya autokorelasi spasial negatif yang artinya amatan pada suatu lokasi cenderung berbeda. Jika indeks Moran adalah nol (I=0) menandakan tidak adanya autokorelasi spasial. Hipotesis yang digunakan pada uji *Moran's I* adalah

$H_0: I = 0$ (tidak ada autokorelasi antar lokasi)
$H_1: I \neq 0$ (ada autokorelasi antar lokasi)
Statistik uji:

$$Z_{hitung} = \frac{I-E(I)}{\sqrt{var(I)}} \qquad (2.3)$$

Keterangan:
I merupakan koefisien Moran's I
$E(I) = -\frac{1}{n-1}$ merupakan expected value dari Moran's I
$Var(I) = \frac{n^2 S_1 - nS_2 + 3{S_0}^2}{(n^2-1){S_0}^2} - [E(I)]^2$ adalah varians Moran's I
$S_0 = \sum_{i=1}^{n}\sum_{p=1}^{n} w_{ip}$
$S_1 = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{p=1}^{n}(w_{ip} + w_{pi})^2$
$S_2 = \sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{p=1}^{n} w_{ip} + \sum_{p=1}^{n} w_{pi}\right)^2$
Daerah kritis
Tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$

Adapun uji *Breusch-Pagan* umumnya digunakan untuk mengetahui adanya heterogenitas spasial dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0: {\sigma_1}^2 = {\sigma_2}^2 = \cdots = {\sigma_n}^2 = \sigma^2$ (tidak terdapat heterogenitas spasial)
H_1: minimal ada satu ${\sigma_i}^2 \neq \sigma^2$; i = 1, 2, ..., n (terdapat heterogenitas spasial)
Statistik uji:

$$BP = \frac{1}{2}\boldsymbol{f}^T\boldsymbol{A}(\boldsymbol{A}^T\boldsymbol{A})^{-1}\boldsymbol{A}^T\boldsymbol{f} \sim {\chi^2}_k \qquad (2.4)$$

Dengan elemen vektor **f** didefinisikan dengan $f_i = \frac{{e_i}^2}{\sigma^2} - 1$ dimana e_i merupakan *error* dari model regresi global untuk pengamatan ke-*i*, dan matriks **A** merupakan matriks berukuran $n \times (k+2)$ yang berisi vektor yang telah dinormalkan untuk setiap pengamatan.

Daerah kritis dalam pengujian ini adalah tolak H_0 jika $BP > {\chi^2}_k$

Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR)

Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) merupakan bentuk spasial dari regresi Poisson global dimana pada GWPR memberi bobot yang berbeda untuk setiap wilayahnya. Model GWPR dapat ditulis sebagai berikut:

$$E(y_i) = \mu\big(x_i, \beta(v_i, \nu_i)\big) = \exp(x_i^T \beta(v_i, \nu_i)); \text{ i = 1, 2,.., n} \qquad (2.5)$$

Dengan y_i adalah observasi ke-i sedangkan $\mu(x_i, \beta(v_i, \nu_i))$ merupakan fungsi dari x_i sebagai variabel prediktor dan β sebagai parameter regresi yang akan ditaksir, dengan $x_i^T = [X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki}]$ dan $\beta = [\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k]^T$, (v_i, ν_i) menyatakan titik koordinat (*longitude, latitude*) lokasi ke-*i*.

Penaksiran parameter model GWPR dilakukan dengan menggunakan MLE. Langkah pertama yang harus dilakukan adalah membentuk fungsi *likelihood*. Karena variabel respon berdistribusi Poisson (y_i ~ Poisson ($\mu(x_i, \beta)$) maka fungsi *likelihood* sebagai berikut:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^{n} \frac{\exp(-\mu(x_i,\beta))(\mu(x_i,\beta))^{y_i}}{y_i!} \qquad (2.6)$$

Dengan $\mu(x_i, \beta) = \exp({x_i}^t \beta)$

Memaksimalkan fungsi log-likelihood dalam persamaan (2.6) menjadi

$$\ln L(\beta) = \sum_{i=1}^{n} y_i x_i^T \beta - \sum_{i=1}^{n} \exp\left(x_i^t, \beta\right) - \sum_{i=1}^{n} \ln y_i! \quad (2.7)$$

Model GWPR menghasilkan estimasi parameter yang berbeda untuk setiap wilayahnya. Maka, pembobot diberikan pada bentuk log-*likelihood* untuk model GWPR berikut:

$$\ln L^*(\beta(u_i, v_i)) = \sum_{i=1}^{n} (y_j x_j^T \beta(u_i, v_i) - \exp\left(x_j^T \beta(u_i, v_i)\right) - \ln y_j!)\, w_{ij}(u_i, v_i) \quad (2.8)$$

Estimasi parameter $\beta(u_i, v_i)$ diperoleh dari penyelesaian turunan pertama persamaan (2.8) terhadap $\beta(u_i, v_i)$ kemudian disamakan dengan nol, maka diperoleh:

$$\frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i,v_i))}{\partial \beta^T(u_i,v_i)} = \sum_{i=1}^{n} (y_j x_j - x_j \exp(x_j^T \beta(u_i, v_i)))\, w_{ij}(u_i, v_i) = 0 \qquad (2.9)$$

Karena persamaan (2.9) berbentuk implisit, maka penyelesaiannya dapat dicari menggunakan pendekatan numerik Newton-Raphson dengan melakukan iterasi hingga konvergen dengan formula:

$$\beta^{(m+1)}(u_i, v_i) = (X^T W(u_i, v_i) A(u_i, v_i)^{(m)} X)^{-1} (X^T W(u_i, v_i) A(u_i, v_i)^{(m)} z(u_i, v_i)^{(m)} \quad (2.10)$$

Dimana:

X: Matriks prediktor, dinotasikan sebagai berikut:

$$X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & & x_{2p} \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix}$$

$W(u_i, v_i)$: Matriks pembobot

$W(u_i, v_i) = diag[w_{i1} w_{i2} \ldots w_{in}]$

$A(u_i, v_i)$: Matriks pembobot varians yang berhubungan dengan *Fisher Scoring* untuk setiap lokasi ke i, dinotasikan sebagai berikut:

$$A(u_i, v_i) = diag\left[\hat{y}_1\left(\beta^{(m)}(u_i, v_i)\right) \hat{y}_2\left(\beta^{(m)}(u_i, v_i)\right) \ldots \hat{y}_n\left(\beta^{(m)}(u_i, v_i)\right)\right]$$

$z(u_i, v_i)$: Vektor adjusted dari variabel respon

$$z_i^{(m)}(u_i, v_i) = \left\{\left(\frac{y_i - \hat{y}_i, \beta^{(m)}(u_i, v_i)}{\hat{y}_i, \beta^{(m)}(u_i, v_i)}\right) + \left(\beta_0{}^{(m)}(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^{p} \beta_k{}^{(m)}(u_i, v_i) x_{kj}\right)\right\}$$

Penaksir parameter lokal akan didapatkan jika iterasi konvergen, yaitu pada $\left\|\beta^{(m+1)}(u_i, v_i) - \beta^{(m)}(u_i, v_i)\right\| \le \varepsilon$, dimana ε merupakan bilangan yang sangat kecil (Aulele, 2011).

Pengujian Parameter Model GWPR

Pengujian parameter dilakukan secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang signifikan mempengaruhi variabel responnya.

1. Hipotesis:

   $H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = 0$; i = 1,2,…, n ; j = 1,2,…, k

   $H_1 : \beta_j(u_i, v_i) \neq 0$

2. Statistik uji:

   $$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_j(u_i,v_i)}{se(\hat{\beta}_j(u_i,v_i))} \qquad (2.11)$$

   Dimana,

   $$se(\hat{\beta}_j(u_i, v_i)) = \sqrt{var(\hat{\beta}_j(u_i, v_i)}$$

3. Kriteria Uji:

   Tolak H_0 jika $\left|t_{hitung}\right| > t_{(\frac{\alpha}{2};n-k+1)}$

Fungsi Pembobot

Menurut Fotheringham dkk (2002), fungsi pembobot digunakan untuk memberikan hasil estimasi parameter yang berbeda pada lokasi yang berbeda. Pembobot yang digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWPR dengan menggunakan fungsi kernel *Bi-Square.*

Fungsi kernel Bi-Square : $w_{ij}(v_i, w_i) = \begin{cases} \left(1 - \left({d_{ij}}/{b}\right)^2\right)^2, untuk\ d_{ij \leq b} \\ 0,\ untuk\ d_{ij>b} \end{cases}$

Dimana w_{ij} merupakan pembobot wilayah ke-j terhadap wilayah ke-i, d_{ij} merupakan jarak antara titik lokasi yang diteliti, dan *b* adalah *bandwidth* yang merupakan bilangan non negatif.

Metode yang digunakan untuk memilih model terbaik untuk GWPR yaitu menggunakan kriteria *Akaike's Information Criterion* (AIC). Nilai AIC dirumuskan sebagai berikut:

$$AIC = -2 \ln L(\hat{\beta}) + 2p \qquad (2.12)$$

Dengan $\ln L(\hat{\beta})$ adalah nilai maksimum fungsi *log-likelihood* model dan *p* adalah banyaknya parameter yang ditaksir. Model terbaik adalah dengan nilai AIC terkecil.

Data

Data yang digunakan adalah data sekunder yang bersumber dari data publikasi Badan Pusat Statistik yang tercatat dalam buku Jawa Barat dalam Angka tahun 2017 dan buku Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat tahun 2016. Data penelitian ini terdiri dari variabel dependen, variabel independen dan data koordinat (lintang dan bujur) masing-masing kabupaten/kota di Jawa Barat. Data variabel dependen (Y) adalah jumlah kematian ibu di Jawa Barat Tahun 2016. Data variabel independen terdiri dari jumlah penduduk miskin (X_1), jumlah sarana kesehatan (X_2), jumlah penanganan komplikasi kebidanan (X_3), jumlah bidan (X_4).

3. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Pemodelan Jumlah Kematian Ibu dengan Regresi Poisson

Dalam penelitian ini yang menjadi variabel dependen adalah jumlah kematian ibu tahun 2016 pada setiap kabupaten/kota di Jawa Barat. Variabel dependen diasumsikan berdistribusi Poisson. Untuk menguji asumsi tersebut akan dilakukan dengan statistik uji chi-kuadrat dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0: Y$\sim$ Poisson (μ)

H_1: Y $\nsim$ Poisson (μ)

H_0 diterima karena nilai $\chi^2 = 0{,}65415 < \chi^2_{(0{,}95;1)} = 3{,}84$. Berdasarkan hasil ini maka data kematian ibu tahun 2016 di Jawa Barat berdistribusi Poisson.

Sebelum membentuk model regresi Poisson maka perlu dilakukan uji multikolinieritas untuk mengetahui tidak terjadi korelasi antara sesama variabel independen. Berdasarkan hasil perhitungan didapatkan nilai VIF untuk masing-masing variabel independen yang terlibat dalam penelitian ini bernilai kurang dari 10 sehingga tidak terdapat multikolinieritas antar variabel independen.

Tabel 1 Nilai Taksiran Parameter Regresi Poisson

Parameter	**Taksiran**	**SE**	$\lvert Z_{hitung} \rvert$	***p-value***
β_0	1,461	0,159727	9,146852	0,000
β_1	$4{,}98 \times 10^{-6}$	$9{,}036 \times 10^{-7}$	5,514022	0,000
β_2	-0,007	0,003475	-2,01452	0,0483
β_3	$-3{,}036 \times 10^{-5}$	$2{,}328 \times 10^{-5}$	-1,30412	0,1922
β_4	0,001	0,000221	4,52188	0,000

Berdasarkan Tabel 1 dapat disimpulkan bahwa variabel jumlah penduduk miskin, sarana kesehatan dan jumlah bidan masing-masing berpengaruh secara individual terhadap jumlah kematian ibu. Hal ini ditunjukkan oleh nilai *p-value* dari ketiga variabel tersebut kurang dari taraf signifikan $\alpha = 0{,}05$ sedangkan jumlah penanganan komplikasi kebidanan tidak berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu karena nilai *p-value* = 0,192 lebih dari taraf signifikan $\alpha = 0{,}05$. Maka diperoleh model regresi Poisson global yaitu:

$$\hat{\mu}_i = \exp(1{,}461 + 0{,}00000498X_1 - 0{,}007X_2 + 0{,}001X_4)$$

Pemodelan Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR)

Sebelum melakukan analisis menggunakan GWPR, terlebih dahulu data harus memenuhi asumsi heterogenitas spasial. Salah satu metode pengujian heterogenitas spasial adalah menggunakan *Breusch-Pagan Test.* Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah data variabel dependen merupakan data spasial.

Hipotesis pengujian heterogenitas adalah

$H_0: {\sigma_1}^2 = {\sigma_2}^2 = \cdots = {\sigma_{27}}^2 = \sigma^2$ (tidak terdapat heterogenitas spasial)

H_1: minimal ada satu ${\sigma_i}^2 \neq \sigma^2$;i = 1, 2, ..., n (terdapat heterogenitas spasial)

Dari hasil pengujian menggunakan *software R* diperoleh nilai statistik *Breusch-Pagan* sebesar 11,86. Nilai *p-value* yang dihasilkan sebesar 0,0184, maka dengan tingkat signifikan sebesar $\alpha = 0{,}05$ dapat disimpulkan bahwa terdapat heterogenitas spasial pada data.

Adapun pengujian terhadap autokorelasi spasial dilakukan dengan menggunakan indeks Moran. Hipotesis pengujian uji Moran's I adalah

$H_0: I = 0$ (tidak adanya autokorelasi antar lokasi)

$H_1: I \neq 0$ (ada autokorelasi antar lokasi)

Tabel 2 Nilai Moran's I Tiap Variabel

Variabel	$I_{\text{Statistic}}$	*p-value*
Y	0,026	0,248
X_1	-0,086	0,321
X_2	0,017	0,268
X_3	0,0524	0,171
X_4	0,1030	0,086

Berdasarkan hasil pengujian *Moran's I* yang disajikan pada Tabel 2, dengan kriteria penolakan berupa tolak H_0 jika *p-value* < α. Maka dengan taraf signifikan sebesar $\alpha = 0{,}05$ kesimpulan hasil pengujian *Moran's I* untuk seluruh variabel adalah menerima H_0 karena seluruh nilai *p-value* > $\alpha = 0{,}05$. Sehingga dapat disimpulkan tidak ada autokorelasi antar lokasi pengamatan.

Langkah pertama yang dilakukan untuk membentuk model GWPR adalah menentukan letak lokasi pengamatan setiap kabupaten dan kota di Jawa Barat. Selanjutnya menentukan nilai *bandwidth* optimum. Dengan menggunakan *software* GWR4 didapatkan nilai *bandwidth* optimum sebesar 25 dengan AICc minimum sebesar 63,823. Setelah mendapatkan nilai *bandwidth* optimum, langkah selanjutnya adalah menentukan matriks pembobot. Pada penelitian ini matriks pembobot yang digunakan adalah pembobot *adaptive bi-square.*

Tabel 3 Signifikansi Variabel Setiap Kabupaten/Kota

No	Kabupaten/Kota	Variabel Signifikan
1	Bogor, Bandung, Garut, Tasikmalaya, Subang, Karawang, Bekasi, Kota Bogor, Kota Bandung, Kota Bekasi, Kota Depok, Kota Tasikmalaya	X_1, X_4
2	Sukabumi, Cianjur, Purwakarta, Bandung Barat, Kota Sukabumi, Kota Cimahi	X_1, X_2, X_4
3	Ciamis, Kuningan, Cirebon, Majalengka, Indramayu, Pangandaran, Kota Cirebon, Kota Banjar	X_1, X_3, X_4
4	Sumedang	X_4

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat bahwa hasil pemodelan GWPR dengan pembobot *bi-square* wilayah Jawa Barat terbagi menjadi 4 kelompok. Variabel yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu pada kelompok 1 adalah jumlah penduduk miskin dan jumlah bidan. Variabel yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu pada kelompok 2 adalah jumlah penduduk miskin, jumlah sarana kesehatan dan jumlah bidan. Pada kelompok 3 variabel yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu adalah jumlah penduduk miskin, jumlah penanganan komplikasi kebidanan dan jumlah bidan. Pada kelompok 4 variabel yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu hanya jumlah bidan.

Tabel 4 Perbandingan Nilai AIC

Model	Nilai AIC
Regresi Poisson	71,65692
GWPR	49,89989

Berdasarkan Tabel 4 model GWPR lebih akurat (diukur melalui AIC) dibanding model regresi Poisson.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan analisis yang sudah dilakukan dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pemodelan terhadap jumlah kematian ibu di Jawa Barat dengan model GWPR menghasilkan nilai AIC yang lebih rendah yaitu 49,89989 dibandingkan dengan model regresi Poisson yaitu 71,65692, sehingga dapat dikatakan model GWPR lebih akurat (diukur melalui AIC) dibanding model regresi Poisson dalam pendugaan jumlah kematian ibu di Jawa Barat.
2. Faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu di Kabupaten Bogor, Bandung, Garut, Tasikmalaya, Subang, Karawang, Bekasi, Kota Bogor, Kota Bandung, Kota Bekasi, Kota Depok, Kota Tasikmalaya adalah jumlah penduduk miskin (X_1) dan jumlah bidan (X_4). Faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu di Kabupaten Sukabumi, Cianjur, Purwakarta, Bandung Barat, Kota Sukabumi, dan Kota Cimahi adalah jumlah penduduk miskin (X_1), jumlah sarana kesehatan (X_2) dan jumlah bidan (X_4). Faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu di Kabupaten Ciamis, Kuningan, Cirebon, Majalengka, Indramayu, Pangandaran, Kota Cirebon dan Kota Banjar adalah jumlah penduduk miskin (X_1), jumlah penanganan komplikasi kebidanan (X_3) dan jumlah bidan (X_4). Sedangkan faktor yang berpengaruh terhadap kematian ibu di Kabupaten Sumedang adalah jumlah bidan (X_4).

5. Saran

Penelitian ini membatasi pengujian asumsi regresi Poisson, yaitu asumsi equidispersi. Penelitian selanjutnya yang akan membahas topik yang sama dapat melakukan pengujian asumsi ini dan menindaklanjuti dengan analisis yang sesuai. Untuk penelitian selanjutnya diharapkan untuk pemilihan variabel lain yang lebih bervariasi dari berbagai aspek. Sehingga dapat menambah variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu.

Daftar Pustaka

[1] Anselin, L. & Getis, A. (1992). Spatial Statistical Analysis and Geographic Information Systems. *The Annals of Regional Science.* 19-33.

[2] Aulele, S. N., & Aulele, S. N. (2012). Pemodelan Kematian Bayi di Provinsi Maluku Tahun 2010 dengan menggunakan Regresi Poisson.

[3] Badan Pusat Statistik. (2018). *Jawa Barat Dalam Angka 2017*.

[4] Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Barat. (2016). *Profil Kesehatan Jawa Barat 2016.*

[5] Fotheringham, A., Brundson, C., & Charlton, M. (2002). In *Geographically Weighted Poisson Regression: Analysis of Spatially Varying Relationship.* John Wiley and Sons Ltd: England.

[6] Irawati, & Purhadi. (2012). Perbandingan Analisis Generalized Poisson Regression (GPR) dan Regresi Binomial Negatif untuk mengatasi overdispersi.

[7] Nakaya, T., Fotheringham, A., Brunsdon, C, & Charlton, M. (2005). Geographically Weighted Poisson Regression for disease. *Statistics ini Medicine,* 24(17).