ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 10, Nomor 2, Tahun 2021, Halaman 259-268
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

# PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED GENERALIZED POISSON REGRESSION* (GWGPR) PADA KASUS KEMATIAN IBU NIFAS DI JAWA TENGAH

**Wahyu Sabtika[1], Alan Prahutama[2], Hasbi Yasin[3]**
[1,2,3] Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
**email**: wahyusabtika.ws@gmail.com

## ABSTRACT

Maternal mortality is one indicator to describing prosperity in a country and indicator of women's health. Most of the maternal mortality caused by postpartum maternal mortality. The number of postpastum maternal mortality is events that the probability of the incident is small, where the incident depending on a certain time or in a certain regions with the results of the observation are variable diskrit and between variable independent each other that follows the Poisson distribution, so that the proper statistical method is Poisson regression. However, in Poisson regression model analysis is sometimes assumptions can occur violations, where the value of variance is greater than the mean value called overdispersion. Generalized Poisson Regression (GPR) is one model that can be used to handle overdispersion problems. This modeling produces global parameters for all locations (regions), so to overcome this we need a method of statistical modeling with due regard to spatial factors. The analytical method used to determine the factors that influence the number of postpartum maternal mortality in Central Java that have overdispersion and there are spatial factors, is Geographically Weighted Generalized Poisson Regression (GWGPR) using the Maximum Likelihood Estimation method and Adaptive Bisquare weighting. Poisson regression and GPR modeling produces a variable percentage of pregnant women doing K1 which has a significant effect on the number of postpartum maternal mortality, while for GWGPR modeling is divided into four cluster in all regency/city in Central Java based on the same significant variable. From the comparison of AIC values, it was found that the GWGPR model is better for analyzing postpartum maternal mortality in Central Java because it has the smallest AIC value.

**Keywords:** The Number of Postpartum Maternal Mortality, Overdispersion, Generalized Poisson Regression, Spatial, Geograpically Weighted Generalized Poisson Regression, AIC

## 1. PENDAHULUAN

Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan salah satu indikator yang menentukan kesejahteraan masyarakat di suatu negara, khususnya berkaitan dengan masalah kesehatan ibu. Kasus kematian ibu banyak terjadi di negara-negara berkembang seperti Indonesia. Oleh karena itu, hal ini menjadi salah satu masalah yang harus diperhatikan oleh pemerintah Indonesia terutama mengenai kesehatan ibu.

Berdasarkan data Kementerian Kesehatan Republik Indonesia tahun 2015 AKI di Indonesia sebesar 305 per 100.000 kelahiran hidup (Kemenkes RI, 2017). Hal ini menjadi perhatian pemerintah sehingga Angka Kematian Ibu menjadi salah satu target dalam *Sustainable Development Goals* (SDG's) 2015 hingga 2030 dan Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) pada tahun 2019 (Bappenas, 2014).

Kematian ibu mencerminkan risiko yang dihadapi ibu selama masa kehamilan sampai dengan pasca persalinan yang dipengaruhi oleh status gizi ibu, keadaan sosial ekonomi, keadaan kesehatan menjelang kehamilan, kejadian berbagai komplikasi pada kehamilan dan kelahiran, tersedianya dan penggunaan fasilitas pelayanan kesehatan ternasuk pelayanan prenatal dan obstetri. Sebagian besar kematian ibu disebabkan oleh kematian ibu nifas. Data dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah menunjukkan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2017 sebanyak 475 kasus, dengan kasus kematian ibu hamil sebanyak 125, kematian ibu bersalin sebanyak 65 dan kematian ibu nifas sebanyak 285 (Dinkes Jateng, 2018).

Data jumlah kematian ibu nifas di Jawa tengah merupakan data *count* yang mengikuti distribusi Poisson sehingga metode statistik yang tepat digunakan untuk menganalisis yaitu regresi Poisson. Data jumlah kematian ibu nifas di Jawa Tengah memiliki nilai varians yang lebih besar dari nilai mean (overdispersi) sehingga perlu dilakukan analisis lain untuk mengatasi masalah tersebut yaitu *Generalized Poisson Regression* (GPR) (Wang dan Famoye, 1997). Pemodelan ini menghasilkan parameter yang bersifat global untuk seluruh lokasi (daerah). Karakteristik setiap kabupaten/kota bervariasi sehingga diperlukakan suatu pemodelan statistik dengan memperhitungkan faktor lokasi/spasial.

Berdasarkan uraian tersebut, pada penelitian ini dilakukan pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu nifas di Jawa Tengah menggunakan metode *Geographically weighted Generalized Poisson Regression* (GWGPR).

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Kematian Ibu Nifas

Kematian ibu nifas adalah kematian ibu yang terjadi selama masa nifas yaitu masa pulih kembali mulai dari persalinan selesai hingga alat-alat kandungan kembali seperti masa prahamil dengan lama masa nifas yaitu 6-8 minggu (Bahiyatun, 2008).

### 2.2 Deteksi Multikolinieritas

Suatu model regresi dikatakan terdapat multikolinieritas apabila terjadi hubungan linier yang sempurna (*perfect*) diantara beberapa atau semua variabel bebas dari suatu model regresi. Kasus multikolinieritas dapat diketahui dengan melihat nilai VIF yang bernilai lebih besar dari 10, dengan nilai VIF yang dinyatakan sebagai berikut

$$VIF = \frac{1}{1-R_j^2}$$

dengan $R_j^2$ adalah koefisien determinasi antara variabel independen satu dengan variabel independen lainnya.

### 2.3 Distribusi Poisson

Distribusi Poisson adalah suatu distribusi untuk peristiwa yang probabilitas kejadiannya kecil, dimana kejadiannya tergantung pada interval waktu tertentu atau di suatu daerah tertentu dengan hasil pengamatan berupa variabel diskrit. Variabel Y dapat dikatakan berdistribusi Poisson dengan parameter $\mu$ memiliki fungsi probabilitas yang dinyatakan sebagai berikut (Myers, 1990).

$$f(y,\mu) = \begin{cases} e^{-\mu}\frac{\mu^y}{y!}, x = 0,1,2,\ldots \\ 0 \qquad , x \text{ yang lain} \end{cases}$$

dengan $\mu$ adalah rata-rata variabel respon Y yang berdistribusi Poisson

### 2.4 Uji Kecocokan Distribusi

Salah satu metode uji kecocokan distribusi yang sering digunakan adalah uji Kolmogorov-Smirnov. Prinsip dari Uji Kolmogorov-Smirnov adalah menghitung selisih absolut antara fungsi ditribusi frekuensi kumulatif sampel [S(x)] dan fungsi distribusi frekuensi teoritis [$F_0$(x)] pada masing-masing interval kelas.

Hipotesis:

$H_0$ : Data mengikuti distribusi Poisson

$H_1$ : Data tidak mengikuti distribusi Poisson

Statistik Uji

$$D = \max\{\max[|S(x_i) - F_0(x_i)|, |S(x_{i-1}) - F_0(x_i)|\}$$

dengan taraf signifikansi α, $H_0$ ditolak jika nilai $D_{hitung} > D_{tabel((1-\alpha),n)}$ atau *p-value* < α.

## 2.5 Regresi Poisson

Model yang tepat untuk data diskrit (*count*) adalah model regresi Poisson yang merupakan model regresi nonlinier (Cameron dan Trivedi, 1998). Model regresi Poisson Univariat untuk variabel Y mengikuti Distribusi Poisson dengan parameter $\mu_i$ adalah sebagai berikut

$$\mu_i = exp(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\beta})$$

dengan

$x_i$ adalah variabel independen yang dinotasikan dengan $\boldsymbol{x_i^T} = [1 \quad x_{1i} \quad x_{2i} \quad \cdots \quad x_{ki}]$

$\beta$ adalah paremeter regresi Poisson yang dinotasikan dengan $\boldsymbol{\beta}^{\mathbf{T}} = [\beta_0 \quad \beta_1 \quad \beta_2 \quad \cdots \quad \beta_k]$

sehingga

$$\mu_i = exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki})$$

Penaksiran parameter untuk regresi Poisson dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan fungsi likelihood untuk regresi Poisson univariat adalah sebagai berikut

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \frac{e^{-\sum_{i=1}^{n} e^{(x_i{}^T \boldsymbol{\beta})}} (e^{\sum_{i=1}^{n} y_i x_i{}^T \boldsymbol{\beta}})}{\prod_{i=1}^{n} y_i!}$$

Selanjutnya dilakukan iterasi Newton Raphson untuk memaksimumkan fungsi *loglikelihood* dirumuskan sebagai berikut

$$lnL(\boldsymbol{\beta}) = -\sum_{i=1}^{n} e^{(x_i{}^T \boldsymbol{\beta})} + \sum_{i=1}^{n} y_i \boldsymbol{x_i}^T \boldsymbol{\beta} - \sum_{i=1}^{n} \ln(y_i!)$$

Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui kesesuaian model yang terbentuk setelah diperoleh penaksir parameter pada model regresi Poisson. Pengujian parameter dilakukan secara serentak maupun parsial.

Hipotesis

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \ldots = \beta_k = 0$

$H_1$ : paling sedikit ada $\beta_j \neq 0, j = 1,2,\ldots,k$

Statistik Uji

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

Fungsi $L(\hat{\omega})$ adalah nilai maksimum likelihood untuk model tanpa melibatkan prediktor dan $L(\hat{\Omega})$ untuk model lengkap. Kriteria pengujiannya adalah tolak $H_0$ benar pada tingkat signifikansi $\alpha$ jika $D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) > \chi^2_{(v,\alpha)}$ dengan $v$ adalah jumlah parameter di bawah populasi dikurangi jumlah parameter di bawah $H_0$ benar. Jika terjadi penolakan $H_0$ maka langkah selanjutnya adalah melakukan uji signifikansi parameter dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \beta_j = 0$

$H_1 : \beta_j \neq 0$, dengan $j = 1,2,\ldots,k$

Statistik Uji

$$t = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)}$$

Kriteria penolakan $H_0$ dalam pengujian ini yaitu tolak $H_0$ jika nilai $|t| > t_{(n-k-1,\frac{\alpha}{2})}$.

## 2.6 Overdispersi

Regresi Poisson memiliki asumsi yaitu equidispersi dimana variabel dependen yang digunakan memiliki mean dan varians yang bernilai sama. Salah satu pelanggaran asumsi tersebut adalah overdispersi dimana nilai varians lebih besar dari niali mean. Overdispersi menyebabkan dugaan dari parameter koefisien regresinya tetap konsisten namun tidak efisien. Hal ini berdampak pada nilai standar error yang menjadi under estimate, sehingga kesimpulan yang diperoleh menjadi tidak valid (Cameron & Trivedi, 1990). Menurut

McCullagh dan Nelder (1998) untuk mendeteksi overdispersi pada regresi Poisson dapat menggunakan *Pearson Chi-Square* yang dibagi dengan derajat bebasnya. Formula untuk uji statistik *Pearson Chi-Square* adalah sebagai berikut:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{n} \frac{(y_i - \mu_i)^2}{Var(\mu_i)} \text{ dengan rasio disperse } \alpha = \frac{\chi^2}{n-k-1}$$

## 2.7 *Generalized Poisson Regression* (GPR)

Model Generalized Poisson Regression (GPR) merupakan model yang digunakan untuk data count dengan kasus over/under dispersi. Model GPR memiliki parameter $\mu$ dan satu parameter tambahan $\alpha$ (Famoye, 1997). Penaksiran parameter untuk GPR dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan fungsi likelihood untuk GPR adalah sebagai berikut

$$L(\alpha,\beta) = \prod_{i=1}^{n} \left\{ \left(\frac{\mu_i}{1+\alpha\mu_i}\right)^{y_i} \frac{(1+\alpha\mu_i)^{y_i-1}}{y_i!} exp\left(\frac{-\mu_i(1+\alpha y_i)}{1+\alpha\mu_i}\right) \right\}$$

Selanjutnya dilakukan iterasi Newton Raphson untuk memaksimumkan fungsi *loglikelihood* dirumuskan sebagai berikut

$$\ln L(\alpha,\beta) = \sum_{i=1}^{n} \left[ y_i\left(x_i^T\beta - \ln\left(1+\alpha e^{x_i^T\beta}\right)\right) + (y_i - 1)\ln(1+\alpha y_i) - \ln y_i! - \frac{e^{x_i^T\beta}(1+\alpha y_i)}{1+\alpha e^{x_i^T\beta}} \right]$$

Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui kesesuaian model yang terbentuk setelah diperoleh penaksir parameter pada model GPR. Pengujian parameter dilakukan secara serentak maupun parsial.

Hipotesis

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \ldots = \beta_k = 0$

$H_1$ : paling sedikit ada $\beta_j \neq 0, j = 1,2,\ldots,k$

Statistik Uji

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

Fungsi $L(\hat{\omega})$ adalah nilai maksimum likelihood untuk model tanpa melibatkan prediktor dan $L(\hat{\Omega})$ untuk model lengkap. Kriteria pengujiannya adalah tolak $H_0$ benar pada tingkat signifikansi $\alpha$ jika $D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) > \chi^2_{(v,\alpha)}$ dengan $v$ adalah jumlah parameter di bawah populasi dikurangi jumlah parameter di bawah $H_0$ benar. Jika terjadi penolakan $H_0$ maka langkah selanjutnya adalah melakukan uji signifikansi parameter dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \beta_j = 0$

$H_1 : \beta_j \neq 0$, dengan $j = 1,2,\ldots,k$

Statistik Uji

$$t = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)}$$

Kriteria penolakan $H_0$ dalam pengujian ini yaitu tolak $H_0$ jika nilai $|t| > t_{(n-k-1,\frac{\alpha}{2})}$.

## 2.8 Matriks Pembobot Spasial

Keragaman spasial antara lokasi satu dengan lokasi lain ditunjukkan dengan adanya matriks pembobot **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 yang merupakan fungsi kernel dengan bandwidth yang berbeda pada setiap lokasi pengamatan. Menurut Fotheringham *et al.*, (2002) fungsi *Adaptive Bisquare* Kernel dinyatakan pada persamaan

$$w_{ij} = \begin{cases} \left(1-\left(\dfrac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2 & ;untuk\ d_{ij} \leq h_i \\ 0 & ;untuk\ d_{ij} > h_i \end{cases}$$

dengan $d_{ij} = \sqrt{\left(u_i - u_j\right)^2 + \left(v_i - v_j\right)^2}$

$d_{ij}$ : jarak *euclidean* antara lokasi $(u_i, v_i)$

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

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

$h_i$ : bandwidth pada lokasi ke-i

Metode yang digunakan untuk memilih bandwidth optimum adalah *Cross Validation* (CV) dengan rumus sebagai berikut

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

dengan $y_i$ adalah rata-rata dari waktu ke waktu variabel dependen di lokasi pengamatan i dan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ adalah nilai penaksir $y_i$ ketika pengamatan di lokasi $(u_i, v_i)$ tidak diikutsertakan pada penaksiran dan n menunjukkan jumlah lokasi pengamatan. *Bandwidth* optimum dapat diperoleh ketika nilai CV minimum. Menurut Dasilva dan Mendes (2018) percobaan untuk mendapatkan nilai *bandwidth* yang optimum digunakan algoritma *Golden Section Search* (GSS).

### 2.9 *Geographically Weighted Generalized Poisson Regression* (GWGPR)

GWGPR merupakan metode pengembangan dari *Generalized Poisson Regression* namun metode ini memperhatikan pembobot berupa garis lintang dan bujur dari titik-titik pengamatan. Sehingga model GWGPR menghasilkan penaksir parameter yang bersifat lokal untuk setiap titik pengamatan. Penaksiran parameter untuk GWGPR dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan fungsi likelihood untuk GWGPR adalah sebagai berikut

$$L(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)) = \prod_{i=1}^{n} \left(\frac{\mu_i}{1+\alpha\mu_i}\right)^{y_i} \frac{(1+\alpha\mu_i)^{y_i-1}}{y_i!} exp\left[\frac{-\mu_i(1+\alpha y_i)}{1+\alpha\mu_i}\right]$$

Selanjutnya dilakukan iterasi Newton Raphson untuk memaksimumkan fungsi *loglikelihood* dirumuskan sebagai berikut

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)) = \sum_{i=1}^{n} \Bigg[y_i\left(\ln e^{x_i^T\beta(u_i,v_i)} - \ln\left(1+\alpha e^{x_i^T\beta(u_i,v_i)}\right)\right) + (y_i - 1)\ln(1+\alpha y_i)$$
$$-\ln y_i! - \frac{e^{x_i^T\beta(u_i,v_i)}(1+\alpha y_i)}{1+\alpha e^{x_i^T\beta(u_i,v_i)}}\Bigg]$$

Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui kesesuaian model yang terbentuk setelah diperoleh penaksir parameter pada model GWGPR. Pengujian parameter dilakukan secara serentak maupun parsial.

Hipotesis

$H_0$ : $\beta_1(u_i,v_i) = \beta_2(u_i,v_i) = \ldots = \beta_k(u_i,v_i) = 0$

$H_1$ : paling sedikit ada $\beta_j(u_i,v_i) \neq 0, j = 1,2,\ldots,k$

Statistik Uji

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

Fungsi $L(\hat{\omega})$ adalah nilai maksimum likelihood untuk model tanpa melibatkan prediktor dan $L(\widehat{\Omega})$ untuk model lengkap. Kriteria pengujiannya adalah tolak $H_0$ benar pada tingkat signifikansi α jika $D(\widehat{\boldsymbol{\beta}}) > \chi^2_{(v,\alpha)}$ dengan $v$ adalah jumlah parameter di bawah populasi dikurangi jumlah parameter di bawah $H_0$ benar. Jika terjadi penolakan $H_0$ maka langkah selanjutnya adalah melakukan uji signifikansi parameter dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = 0$

$H_1 : \beta_j(u_i, v_i) \neq 0$, dengan $j = 1,2, \dots, k$

Statistik Uji

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j(u_i, v_i)}{Se(\hat{\beta}_j(u_i, v_i))}$$

Kriteria penolakan $H_0$ dalam pengujian ini yaitu tolak $H_0$ jika nilai $|Z| > Z_{\alpha/2}$

### 2.10 *Akaike Information Criterion*

*Akaike Information Criterion* (AIC) merupakan salah satu kriteria untuk menentukan model terbaik. Semakin kecil nilai AIC, maka model semakin baik dan layak untuk digunakan. Nilai AIC dirumuskan pada persamaan berikut ini (Bozdogan, 2000)

$$AIC = -2lnL(\hat{\beta}) + 2k$$

k = banyaknya parameter yang digunakan

$L(\hat{\beta})$ = nilai maksimal *likelihood*

## 3. METODOLOGI PENELITIAN

### 3.1. Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder yang bersumber dari Laporan Profil Kesehatan Provinsi Jawa Tengah tahun 2017. Unit penelitian yang digunakan adalah Kabupaten/Kota di Jawa Tengah yang terdiri dari 35 Kabupaten/Kota.

### 3.2. Variabel Penelitian

Variabel dependen dalam penelitian ini adalah jumlah kematian ibu nifas (Y) di Jawa Tengah pada tahun 2017. Variabel independen terdiri dari 3 variabel yaitu persentase komplikasi kebidanan yang ditangani ($X_1$), persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat ($X_2$), dan persentase ibu hamil melakukan K1 ($X_3$).

### 3.3. Langkah-langkah Penelitian

1. Membuat deskripsi data jumlah kematian ibu nifas serta faktor-faktor yang mempengaruhinya pada setiap kabupaten/kota di Jawa Tengah tahun 2017 menggunakan statistika deskriptif.
2. Melakukan Uji Kecocokan Distribusi Poisson.
3. Melakukan Deteksi Multikolinearitas menggunakan kriteria VIF untuk mengetahui apakah antar variabel independen memiliki hubungan yang erat.
4. Melakukan pemodelan dengan regresi Poisson yang meliputi :
   a. Mengestimasi parameter model regresi Poisson dengan memaksimumkan fungsi *log-likelihood*.
   b. Melakukan pengujian signifikansi parameter secara serentak menggunakan *Likelihood Ratio Test* dan secara parsial menggunakan nilai t.
5. Menguji asumsi overdispersi model regresi Poisson
6. Melakukan pemodelan dengan GPR yang meliputi :
   a. Mengestimasi parameter model GPR dengan memaksimumkan fungsi *log-likelihood*.
   b. Melakukan pengujian signifikansi parameter secara serentak menggunakan *Likelihood Ratio Test* dan secara parsial menggunakan nilai t.
7. Melakukan pemodelan dengan GWGPR yang meliputi :
   a. Menentukan jarak euclidean antar lokasi pengamatan berdasarkan posisi geografis. Jarak euclidean antara lokasi i yang terletak pada koordinat $(u_i, v_i)$ terhadap lokasi j yang terletak pada koordinat $(u_i, v_i)$

b. Menentukan bandwidth yang optimum berdasarkan nilai CV yang minimum
c. Menentukan pembobot dengan menggunakan fungsi kernel yang terpilih
d. Mengestimasi parameter model GWGPR dengan memaksimumkan fungsi ln-likelihood dengan persamaan
e. Melakukan pengujian signifikansi parameter secara serentak menggunakan Likelihood Ratio Test dan secara parsial menggunakan nilai Z

8. Mengelompokkan Kabupaten/Kota berdasarkan variabel signifikan yang sama pada model GWGPR.
9. Membandingkan nilai AIC dari model regresi Poisson, GPR dan GWGPR
10. Menentukan model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Statistika Deskriptif

**Tabel 1.** Statistika Deskriptif

| Variabel | Rata-rata | Varian | Min | Max |
|---|---|---|---|---|
| Y | 8,00 | 18,77 | 0,00 | 19,00 |
| $X_1$ | 114,77 | 485,02 | 75,10 | 171,50 |
| $X_2$ | 79,22 | 95,59 | 59,69 | 97,25 |
| $X_3$ | 99,08 | 7,89 | 85,21 | 100,00 |

### 4.2. Uji Kecocokan Distribusi

Pengujian kecocokan Distribusi Poisson untuk data jumlah kematian ibu nifas dengan hipotesis berikut

$H_0$ : Data jumlah kematian ibu nifas mengikuti distribusi Poisson

$H_1$ : Data jumlah kematian ibu nifas tidak mengikuti distribusi Poisson

dengan taraf signifikansi $\alpha = 0{,}05$ diperoleh nilai $D_{hitung} = 0{,}16436 < D_{tabel} = 0{,}224$ dan *p-value* sebesar $0{,}3008 > \alpha = 0{,}05$ sehingga $H_0$ diterima, maka data jumlah kematian ibu nifas mengikuti Distribusi Poisson.

### 4.3. Deteksi Multikolinieritas

Setelah melakukan Uji Distribusi langkah selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan multikolinieritas untuk mengetahui apakah antara variabel independen memiliki hubungan yang erat.

**Tabel 2.** VIF Kasus Kematian Ibu Nifas

| Variabel | VIF |
|---|---|
| $X_1$ | 1,05078 |
| $X_2$ | 1,08320 |
| $X_3$ | 1,07729 |

Pada kasus kematian ibu nifas nilai VIF pada semua variabel independen kurang dari 10. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak terjadi multikolinieritas pada variabel independen.

### 4.4. Regresi Poisson

Dalam menentukan model regresi yang tepat pada Regresi Poisson terlebih dahulu dilakukan pengujian parameter secara serentak dan secara parsial. Berdasarkan nilai $D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = 204{,}2$ lebih besar dari $\chi^2_{(3;0,05)} = 7{,}815$ maka $H_0$ ditolak secara serentak variabel independen berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu nifas di Jawa Tengah tahun 2017. Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian parameter secara parsial. Hipotesis pada pengujian parameter secara parsial

**Tabel 3.** Estimasi Parameter Kasus Kematian Ibu Nifas

| Parameter | Estimasi | Standar Error | t-hitung | p-value | Keputusan |
|---|---|---|---|---|---|
| $\beta_0$ | 7,5625 | 2,1610 | 3,48 | 0,0014 | $H_0$ ditolak |
| $\beta_1$ | -0,0339 | 0,0194 | -1,74 | 0,0899 | $H_0$ diterima |
| $\beta_2$ | -0,0057 | 0,0029 | -1,96 | 0,0576 | $H_0$ diterima |
| $\beta_3$ | 0,0181 | 0,0064 | -2,84 | 0,0075 | $H_0$ ditolak |

Berdasarkan tabel 3 $H_0$ ditolak untuk variabel persentase ibu hamil melaksanakan Kunjungan Pertama ($X_3$), artinya variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu nifas di Jawa Tengah tahun 2017. Pada Regresi Poisson kematian ibu nifas di Jawa Tengah tahun 2017 diperoleh nilai AIC sebesar 212.20. Maka model akhirnya adalah sebagai berikut

$$\hat{\mu} = \exp(7{,}5265 - 0{,}0339X_1 - 0{,}0057X_2 - 0{,}0181X_3)$$

## 4.5. Overdispersi

Analisis adanya kasus overdispersi digunakan untuk mengetahui apakah model regresi Poisson yang diperoleh memenuhi asumsi.

**Tabel 4.** Nilai *Pearson Chi-Squre* untuk Model Regresi Poisson

| Kriteria | Nilai | DF | Nilai/DF |
|---|---|---|---|
| *Pearson Chi-Squre* | 72,9806 | 31 | 2,3542 |

Tabel 4 menunjukkan nilai *Pearson Chi-Squre* dari model regresi Poisson adalah 72.9806. Jika nilai tersebut dibagi dengan derajat bebasnya maka akan menghasilkan nilai dispersi sebesar 2,3542 yang nilai tersebut lebih besar dari 0 yang menunjukan terjadinya *overdispersi*. Dari hal tersebut maka dapat disimpulkan bahwa data jumlah kematian ibu nifas di Provinsi Jawa Tengah tahun 2017 mengalami overdispersi. Untuk mengatasi hal tersebut maka digunakan model GPR dalam pemodelan data.

## 4.6. *Generalized Poisson Regression* (GPR)

Dalam menentukan model regresi yang tepat pada GPR terlebih dahulu dilakukan pengujian parameter secara serentak dan secara parsial. Berdasarkan nilai $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ = 194,1 lebih besar dari $\chi^2_{(3;0{,}05)}$= 7,815 maka $H_0$ ditolak secara serentak variabel independen berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu nifas di Jawa Tengah tahun 2017. Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian parameter secara parsial. Hipotesis pada pengujian parameter secara parsial

**Tabel 5.** Estimasi Parameter Kasus Kematian Ibu Nifas

| Parameter | Estimasi | Standar Error | t-hitung | p-value | Keputusan |
|---|---|---|---|---|---|
| $\beta_0$ | 7,8781 | 3,3230 | 2,37 | 0,0233 | $H_0$ ditolak |
| $\beta_1$ | -0,0349 | 0,0300 | -1,16 | 0,2529 | $H_0$ diterima |
| $\beta_2$ | -0,0066 | 0,0043 | -1,54 | 0,1345 | $H_0$ diterima |
| $\beta_3$ | 0,0120 | 0,0096 | -2,09 | 0,0441 | $H_0$ ditolak |

Berdasarkan tabel 5 $H_0$ ditolak untuk variabel persentase ibu hamil melaksanakan Kunjungan Pertama ($X_3$), artinya variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu nifas di Jawa Tengah tahun 2017. Pada GPR kematian ibu nifas di Jawa Tengah tahun 2017 diperoleh nilai AIC sebesar 204,10. Maka model akhirnya adalah sebagai berikut

$$\hat{\mu} = \exp(7{,}8781 - 0{,}0349X_1 - 0{,}0066X_2 - 0{,}0120X_3)$$

## 4.7. *Geographically Weighted Generalized Poisson Regression* (GWGPR)

Dalam menentukan model yang tepat pada GWGPR terlebih dahulu dilakukan pengujian parameter secara serentak dan secara parsial. Berdasarkan nilai $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ = 103,6304 lebih besar dari $\chi^2_{(3;0{,}05)}$= 7,815 maka $H_0$ ditolak secara serentak variabel independen berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu nifas di Jawa Tengah tahun 2017. Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian parameter secara parsial. Hipotesis pada pengujian parameter secara parsial.

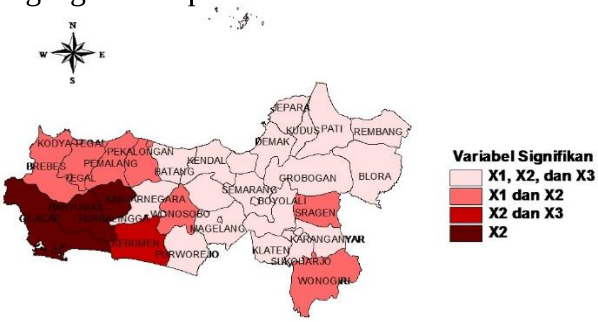
**Tabel 6.** Estimasi Parameter Kasus Kematian Ibu Nifas

| Parameter | Estimasi | Z hitung | Keputusan |
|---|---|---|---|
| $\beta_0$ | 5,80730 | 0,001 | $H_0$ diterima |
| $\beta_1$ | -0,01385 | -2046,030 | $H_0$ ditolak |
| $\beta_2$ | -0,00286 | 225,777 | $H_0$ ditolak |
| $\beta_3$ | -0,01260 | 6,097 | $H_0$ ditolak |

Berdasarkan tabel 6 $H_0$ ditolak untuk variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani ($X_1$), persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat ($X_2$), dan persentase ibu hamil melaksanakan Kunjungan Pertama ($X_3$), artinya variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu nifas di Kabupaten Kendal tahun 2017. Pada GWGPR kematian ibu nifas di Jawa Tengah tahun 2017 diperoleh nilai AIC sebesar 113,63. Maka model akhirnya adalah sebagai berikut

$$\hat{\mu}_{24} = \exp(5{,}80730 - 0{,}01385X_1 - 0{,}00286X_2 - 0{,}01260X_3)$$

Berikut merupakan peta yang menggambarkan pengelompokan Kabupaten/Kota berdasarkan variabel yang signifikan pada Gambar 1




**Gambar 1.** Pengelompokan Kabupaten/Kota Berdasarkan Variabel Signifikan

### 4.8. Penentuan Model Terbaik dengan AIC

*Akaike Information Criterion* (AIC) merupakan salah satu kriteria untuk menentukan model terbaik. Semakin kecil nilai AIC, maka model semakin baik dan layak untuk digunakan. Berdasarkan pemodelan yang telah dilakukan diperoleh nilai AIC pada setiap model sebagai berikut.

**Tabel 7.** Nilai AIC

| Metode | AIC |
|---|---|
| Regresi Poisson | 212,20 |
| *Generalized Poisson Regression* (GPR) | 204,10 |
| *Geographically Weighted Generalized Poisson Regression* (GWGPR) | 113,63 |

Berdasarkan Tabel 7 nilai AIC pada model GWGPR merupakan model terbaik karena memiliki nilai AIC terkecil yaitu sebesar 113.63

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Pada Regresi Poisson dan GPR kasus kematian ibu nifas terdapat satu variabel independen yang berpengaruh signifikan yaitu variabel persentase ibu hamil melaksanakan Kunjungan Pertama ($X_3$).

2. Model GWGPR yang dihasilkan untuk setiap lokasi akan berbeda antara satu dengan yang lainnya. Berikut salah satu Model GWGPR yang terbentuk dengan pembobot *Adaptive Bisquare Kernel* untuk lokasi pengamatan ke 24 yaitu Kabupaten Kendal:
$$\hat{\mu}_{24} = \exp(5{,}80730 - 0{,}01385X_1 - 0{,}00286X_2 - 0{,}01260X_3)$$
3. Variabel yang signifikan mempengaruhi kematian ibu nifas untuk lokasi pengamatan di Kabupaten Kendal adalah persentase komplikasi kebidanan yang ditangani, persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat, dan persentase ibu hamil melakukan kunjungan pertama (K1).

## DAFTAR PUSTAKA


Bahiyatun. 2008. *Buku Ajar Asuhan Kebidanan Nifas Normal*. Jakarta: Penerbit Buku Kedokteran EGC.

[Bappenas] Badan Perencanaan Pembangunan Nasional. 2014. *Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional 2015-2019: Buku I Agenda Pembangunan Nasional*. Jakarta: Badan Perencanaan Pembangunan Nasional.

Bozdogan, H. 2000. *Akaike's Information Criterion and Recent Developments in Information Complexity*. Mathematical Psychology.

Cameron, A.C. dan Trivedi, K.P. 1998. *Regression Analysis of Count Data*. USA: Cambridge University Press.

Da Silva, A. R., da Mendes, F. F. 2018. *On Comparing Some Algorithms for Fiding the Optimal Bandwidth in Geographically Weighted Regression*. Applied Soft Computing Journal. 73. 943-957

[Dinkes Jateng] Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah. 2018. *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Tengah Tahun 2017*. Semarang: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah.

Fotheringham, A.S., Brudson, C., dan Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression. Analysis os Spatial Varying Relationship*. John Wiley and Sons Ltd: England

[Kemenkes RI] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. 2017. *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2016*. Jakarta: Republik Indonesia.

McCullagh, P. dan J.A. Nelder. 1989. *Generalized Linear Models*. Second Edition. New York: Chapman and Hall.

Myers, M. V. 1990. *Generalized Linear Model with Applications in Engineering and Sciences,2th Edition*. New Jersey: John Wiley & Sons.

Wang, W. dan Famoye, F. 1997. *Modeling household fertility decision with generalized Poisson regression. Journal of Population Economics, 10, 3, 273283.*