Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)
Volume 10, No. 1 (2021), hal 99 – 108.

# PEMODELAN JUMLAH KEMATIAN BAYI DENGAN PENDEKATAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED POISSON REGRESSION* (GWPR) STUDI KASUS DI PROVINSI KALIMANTAN BARAT

**Ika Nur Septiani**

## INTISARI

*Geograpically Weighted Poisson Regression (GWPR) merupakan pemodelan spasial dengan pendekatan titik yang memiliki variable respon yang berdistribusi Poisson, dimana faktor lokasi diperhatikan. Tujuan penelitian ini adalah untuk menetukan model terbaik dalam analisis faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian bayi. Pada data penelitian dilakukan uji multikolonearitas, selanjutnya mengestimasi parameter model regresi Poisson mengunakan metode MLE dan diselesaikan dengan iterasi Newton-Raphson. Kemudian menguji signifikansi parameter model secara serentak dan parsial. Selanjutnya dilakukan penaksiran parameter model GWPR dengan metode MLE. Lalu menguji kesamaan model Poisson dan GWPR yang didekati dengan distribusi F, sedangkan pengujian parameter parsial menggunakan distribusi t. Kemudian model terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model GWPR dengan pembobot kernel Gaussian merupakan model terbaik yang dapat digunakan untuk menganalisis jumlah kematian bayi di Provinsi Kalimantan Barat dengan nilai AIC yaitu sebesar 27,2119.*

***Kata Kunci:*** *Spasial, Kematian Bayi, Poisson, Regresi*

## PENDAHULUAN

Kematian bayi adalah suatu kematian yang dialami anak sebelum mencapai usia satu tahun. Sedangkan angka kematian bayi adalah besarnya kemungkinan bayi meninggal sebelum mencapai usia satu tahun dan dinyatakan dalam perseribu kelahiran hidup [1]. Secara garis besar, penyebab kematian bayi ada dua macam yaitu *endogen* dan *eksogen*. *Endogen* atau yang umum disebut dengan kematian neonatal adalah kematian bayi yang terjadi pada bulan pertama setelah kelahiran. Sedangkan *eksogen* atau kematian *post*-neonatal adalah kematian bayi yang terjadi setelah usia satu bulan sampai menjelang usia satu tahun yang disebabkan oleh faktor-faktor yang berkaitan dengan pengaruh lingkungan luar.

Analisis yang dapat digunakan untuk merepresentasikan faktor–faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi ini yaitu analisis regresi yang dapat menghasilkan nilai estimasi yang bersifat global. Sehingga diperlukan suatu model regresi yang memperhitungkan faktor lokasi (spasial) untuk memenuhi asumsi variabel antar pengamatan dalam analisis regresi yang kemungkinan terdapat perbedaan karakteristik [2].

Regresi spasial merupakan model regresi yang dipengaruhi faktor lokasi dan pengaruh lokasi tersebut disajikan dalam bentuk koordinat (*lattitude* dan *longitude*). Berdasarkan tipe data, *Geograpically Weighted Poisson Regression* (GWPR) termasuk pemodelan spasial dengan pendekatan titik jika data variabel respon berdistribusi *Poisson* [3]. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan untuk pengembangan perencanaan dalam mengurangi jumlah kasus kematian bayi di Provinsi

Kalimantan Barat dengan mengestimasi parameter modelnya dan menjadi gambaran keadaan sosial ekonomi masyarakat dimana kasus tersebut dihitung.

Langkah pertama dalam penelitian ini yaitu melakukan uji multikolinearitas. Kemudian langkah kedua yaitu mengestimasi parameter model regresi *Poisson* menggunakan MLE. Lalu menguji signifikansi parameter model regresi *Poisson* secara serentak menggunakan nilai devians sebagai statistik uji. Sedangkan uji parsial menggunakan nilai $Z_{hitung}$ yang dibandingkan dengan $Z_{tabel}$. Kemudian menghitung nilai AIC model regresi *Poisson*. Langkah ketiga pembentukan model GWPR yang terlebih dahulu menentukan nilai menentukan *bandwdith* optimum, jarak *euclidean* serta menghitung matriks pembobotan menggunakan fungsi kernel. Selanjutnya melakukan estimasi parameter model GWPR dengan metode MLE dan menguji kesamaan model *Poisson* dengan model GWPR menggunakan statistik uji $F_{hitung}$ dan dilanjutkan menguji signifikansi parameter tersebut secara parsial (per Kabupaten/Kota) menggunakan $t_{hitung}$ sehingga didapatkan variabel apa saja yang berpengaruh terhadap model regresi pada masing-masing lokasi. Langkah terakhir yaitu membandingkan model regresi *Poisson* dan model GWPR dengan melihat nilai AIC terkecil. Kemudian memilih model terbaik yang memiliki nilai AIC paling kecil.

## MODEL REGRESI *POISSON*

Regresi *Poisson* merupakan bentuk analisis regresi yang digunakan untuk memodelkan data yang berbentuk diskrit, misalnya data tersebut dilambangkan dengan Y yaitu banyaknya kejadian yang terjadi dalam suatu periode waktu dan wilayah tertentu. Regresi *Poisson* merupakan model regresi nonlinear dimana variabel respon mengikuti distribusi *Poisson*. Suatu variabel respon Y didefinisikan mempunyai distribusi *Poisson* jika densitasnya (fungsi peluang) adalah sebagai berikut [1]:

$$P(y\,|x_i) = \frac{e^{-\mu}\mu^{y}}{y!}, \qquad y = 0, 1, 2, \ldots \tag{1}$$

Dengan parameter $\mu > 0$, mean dan varians = $\mu$. Adapun model regresi *Poisson* dapat ditulis sebagai berikut:

$$\ln(\mu_i) = \beta_0 + \textstyle\sum_{j=1}^{k} \beta_j x_{ij} \;, \qquad i = 1, 2, \ldots, n \tag{2}$$

Penaksiran parameter regresi *Poisson* ($\beta$) dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimationi* (MLE). Karena variabel respon yang digunakan diasumsikan berdistribusi *Poisson* ($Y_i \sim$ *Poisson* ($\mu_i$)), maka model menjadi seperti berikut:

$$\mu_i = \exp(\boldsymbol{x}_i^{\boldsymbol{T}}\,\boldsymbol{\beta}) \tag{3}$$

Adapun fungsi likelihood dari regresi *Poisson* yaitu:

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^{n} \frac{\exp(-\mu_i)\,(\mu_i)^{y_i}}{y_i!} \tag{4}$$

Berdasarkan Persamaan (3) dan (4) maka didapatkan fungsi log-likelihood *Poisson* adalah sebagai berikut:

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i^{\boldsymbol{T}}\,\boldsymbol{\beta}) + \sum_{i=1}^{n} y_i\,\boldsymbol{x}_i^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{\beta} - \sum_{i=1}^{n} \ln\;(y_i!) \tag{5}$$

Untuk memperoleh nilai taksiran $\beta$ kemudian Persamaan (5) diturunkan terhadap $\beta^T$ yang merupakan bentuk vektor, karena dalam penelitian ini memiliki beberapa parameter. Adapun persamaannya adalah sebagai berikut:

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial\,\beta^T} = -\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{x}_{\mathbf{i}}\,\exp(\boldsymbol{x}_i^{\boldsymbol{T}}\,\boldsymbol{\beta}) + \sum_{i=1}^{n} y_i\,\boldsymbol{x}_{\boldsymbol{i}} \tag{6}$$

Kemudian Persamaan (6) disamakan dengan nol dan diselesaikan dengan iterasi *Newton-Rephson*.

Pengujian parameter yang pertama adalah uji signifikansi secara serentak menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) dimana hipotesis pengujiannya adalah sebagai berikut:

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

$H_1$ : Paling sedikit ada satu $\beta_k \neq 0$; $k$ = 1, 2, ..., $p$

Dengan $k$ adalah variabel prediktor dan Statistik Ujinya yaitu [2]:

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

Adapun kriteria pengujiannya adalah tolak $H_0$ apabila $D(\hat{\beta}) > \chi^2_{\alpha;\, n-k-1}$. $D(\hat{\beta})$ disebut juga sebagai statistik rasio likelihood, dimana statistik ini merupakan pendekatan dari distribusi $\chi^2$ dengan derajat bebas $n-k-1$ dibawah model yang diamati.

Parameter model regresi *Poisson* yang telah dihasilkan dari estimasi parameter belum tentu mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap model. Untuk itu dilakukan pengujian signifikansi secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : $\beta_k = 0$ (pengaruh variabel k tidak signifikan)

$H_1$ : $\beta_k \neq 0$, dengan k = 1, 2, ..., p (pengaruh variabel k signifikan)

Statistik Ujinya yaitu [2]:

$$Z_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k}{se\hat{\beta}_k}$$

Dengan $se\hat{\beta}_k$ adalah nilai *standar error* dari parameter $\beta_k$. Adapun kriteria pengujiannya adalah tolak $H_0$ apabila $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$.

## ***GEOGRAPICALLY WEIGHTED REGRESSION*** **(GWR)**

Model GWR merupakan pengembangan dari model regresi global. Model ini merupakan model regresi linear bersifat lokal yang menghasilkan penaksiran untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut dikumpulkan. Model GWR dapat ditulis sebagai berikut [2]:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^{p} \beta_k(u_i, v_i)\, x_{ik} + \varepsilon_i$$

dengan:

$y_i$ : Nilai observasi variabel respon ke-*i*

$(u_i, v_i)$ : Titik koordinat (*longitude*, *latitude*) lokasi ke-*i*

$\beta_k(u_i, v_i)$ : Koefisien regresi ; $k$ = 0,1,2,…,$p$

$x_{ik}$ : Nilai observasi variabel prediktor $k$ pada pengamatan ke-*i*

$\varepsilon_i$ : Eror ke-*i*

Estimasi parameter model GWR ini menggunakan metode WLS (*Weighted Least Squares*) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data tersebut dikumpulkan, sehingga penaksir parameternya untuk setiap lokasi adalah:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) = \left(\boldsymbol{X^T W}(u_i, v_i)\boldsymbol{X}\right)^{-1}\boldsymbol{X^T W}(u_i, v_i)\,\boldsymbol{Y}$$

## **MULTIKOLINEARITAS**

Multikolinearitas adalah suatu kondisi adanya hubungan linear diantara variabel-variabel prediktor dalam model regresi. Uji multikolinearitas merupakan uji yang bertujuan untuk mengetahui tidak terjadinya korelasi antar variabel prediktor. Uji ini menjadi salah satu asumsi yang harus terpenuhi dalam pengujian metode GWPR. Untuk mendeteksi adanya multikolinearitas dapat menggunakan nilai VIF (*Variance Inflation Factors*) yang dinyatakan sebagai berikut [4]:

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

Dengan: $R_j$= Koefisien determinasi antara variabel prediktor ke-$j$ $(x_j)$ dengan variabel prediktor lainnya.
Apabila nilai VIF lebih besar dari 10 maka mengidentifikasikan adanya multikolinearitas.

## MODEL REGRESI *GEOGRAPICALLY WEIGHTES POISSON REGRESSION* (GWPR)

GWPR merupakan bentuk lokal dari regresi *Poisson* yang menghasilkan penaksir parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi pengamatan dengan asumsi data berdistribusi *Poisson*. Sehingga model GWPR dapat ditulis sebagai berikut [2]:

$$E(y_i) = \mu(\boldsymbol{x_i}, \boldsymbol{\beta}(\mu_i, v_i)) = exp\left(\boldsymbol{x_j^T}\boldsymbol{\beta}(u_j, v_j)\right); i = 1,2, \dots, n$$

dengan:

$y_i$ : observasi lokasi ke-$i$

$\mu(\boldsymbol{x_i}, \boldsymbol{\beta}(\mu_i, v_i))$ : fungsi dari $\boldsymbol{x_i}$ (variable prediktor) dengan $\boldsymbol{\beta}$ sebagai parameter yang ditaksir dengan $X = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}]$ dan $\beta = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k]$

Parameter model GWPR dapat ditaksir menggunakan metode MLE. Langkah pertama dalam metode MLE yaitu menentukan fungsi likelihoodnya. Maka persamaan likelihoodnya adalah sebagai berikut [2]:

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^{n} \frac{exp(-\mu(\boldsymbol{x_i}, \boldsymbol{\beta}))(\mu(\boldsymbol{x_i}, \boldsymbol{\beta}))^{y_i}}{y_i!} \tag{7}$$

Sedangkan untuk fungsi log-likelihood GWPR secara matematis adalah sebagai berikut:

$$\ln \boldsymbol{L}(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} (-\mu(\boldsymbol{x_i}, \boldsymbol{\beta}) + y_i \ln \mu(\boldsymbol{x_i}, \boldsymbol{\beta}) - \ln y_i!) \tag{8}$$

Sehingga berdasarkan Persamaan (7), secara sistematis Persamaan (8) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\ln \boldsymbol{L}(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} y_i\, \boldsymbol{x_i^T}\boldsymbol{\beta} - \sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x_i^T}, \boldsymbol{\beta}) - \sum_{i=1}^{n} ln\, y_j!$$

Faktor spasial (letak geografis) merupakan faktor pembobot pada model GWPR. Faktor ini memiliki nilai berbeda untuk setiap daerah yang menunjukkan sifat lokal pada model. Oleh karena itu pembobot diberikan bentuk log-likelihoodnya untuk model GWPR, maka diperoleh:

$$ln\, \boldsymbol{L}^*(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) = \sum_{j=1}^{n} \left(y_j \boldsymbol{x_j^T}\boldsymbol{\beta}(u_j, v_j) - \exp\left(\boldsymbol{x_j^T}\boldsymbol{\beta}(u_j, v_j)\right) - ln\, y_j!\right) \boldsymbol{w}_{ij}(u_i, v_i) \tag{9}$$

Kemudian, estimasi parameter $\beta(u_i, v_i)$ diperoleh dengan mendeferensialkan Persamaan (9) terhadap $\boldsymbol{\beta}(u_j, v_j)$, maka diperoleh:

$$\frac{\partial\, ln\, \boldsymbol{L}^*(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))}{\partial\, \boldsymbol{\beta^T}(u_j, v_j)} = \sum_{j=1}^{n} \left(y_j\, \boldsymbol{x_j} - \boldsymbol{x_j} \exp\left(\boldsymbol{x_j^T}\boldsymbol{\beta}(u_j, v_j)\right)\right) \boldsymbol{w}_{ij}(u_i, v_i) \tag{10}$$

Berdasarkan Persamaan (10) diperoleh nilai estimasi dengan memaksimumkan bentuk deferensial tersebut sehingga:

$$\frac{\partial\, ln\, \boldsymbol{L}^*(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))}{\partial\, \boldsymbol{\beta^T}(u_j, v_j)} = \sum_{j=1}^{n} \left(y_j\, \boldsymbol{x_j} - \boldsymbol{x_j} \exp\left(\boldsymbol{x_j^T}\boldsymbol{\beta}(u_j, v_j)\right)\right) \boldsymbol{w}_{ij}(u_i, v_i) = 0 \tag{11}$$

Karena fungsi pada Persamaan (11) berbentuk implisit, maka digunakan suatu prosedur iterasi numerik yaitu Metode Newton-Raphson. Iterasi berhenti pada saat konvergen.

Pengujian parameter model dilakukan dengan menguji parameter secara parsial. Pengujian ini untuk mengetahui parameter mana saja yang signifikan mempengaruhi variabel responnya. Adapun hipotesinya yaitu:

$H_0$ : $\beta_k(u_i, v_i) = 0$ ; $i$ = 1,2,..., $n$ ; $k$ = 1,2,..., $p$

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

Dalam pengujian hipotesis di atas dapat digunakan statistik uji sebagai berikut [2]:

$$t = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{se\left(\hat{\beta}_k(u_i, v_i)\right)}$$

Nilai standar error $\hat{\beta}_k(u_i, v_i)$ diperoleh dari:

$$se\left(\hat{\beta}_k(u_i, v_i)\right) = \sqrt{var\left(\hat{\beta}_k(u_i, v_i)\right)}$$

Dengan $var\left(\hat{\beta}_k(u_i, v_i)\right)$ merupakan elemen ke-$k$ diagonal pada matriks $var\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)\right)$ yang berukuran $\left((p+1)x(p+1)\right)$ dan $\hat{\beta}_k(u_i, v_i)$ merupakan taksiran parameter model yang memaksimumkan fungsi log-likelihood. Adapun kroteria pengujiannya adalah tolak $H_0$ jika $|t_{hit}| > t_{\frac{\alpha}{2};n-(p+1)}$.

Kemudian metode yang digunakan untuk memilih model salah satunya yaitu *Akaike's information Criterion* (AIC) yang didefinisikan sebagai berikut:

$$AIC(h) = D(h) + 2K(h)$$

$D(h)$ merupakan nilai devians model dengan *bandwidth*$(h)$ dan $K(h)$ merupakan jumlah parameter dalam dalam model *bandwidth* [1].

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang didapatkan dari Badan Pusat Statistik dan Dinas Kesehatan Kalimantan Barat untuk 14 Kabupaten/Kota di Kalimantan Barat tahun 2018 [5]. Adapun variabel respon (Y) yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah kematian bayi. Sedangkan variabel prediktor (X) yang digunakan diantaranya yaitu rata-rata lama sekolah wanita ($X_1$), jumlah tenaga kesehatan ($X_2$), persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan ($X_3$), persentase bayi yang diberi ASI ekslusif ($X_4$), persentase penduduk miskin ($X_5$), persentase bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah ($X_6$), persentase bayi dengan imunisasi dasar lengkap ($X_7$) dan persentase rumah tangga berperilaku Hidup Bersih dan Sehat ($X_8$).

Ringkasan deskriptif jumlah kematian bayi dan faktor-faktornya yang digunakan pada analisis data disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1** Statistik Deskriptif data penelitian

| Variabel | Minimum | Maksimum | Mean | Standar Deviasi |
|---|---|---|---|---|
| Y | 21,00 | 92,00 | 45,57 | 21,16 |
| $X_1$ | 5,15 | 9,59 | 6,50 | 1,01 |
| $X_2$ | 201,00 | 2141,00 | 738,29 | 519,48 |
| $X_3$ | 67,70 | 99,00 | 82,14 | 9,54 |
| $X_4$ | 38,53 | 82,75 | 61,77 | 12,35 |
| $X_5$ | 4,67 | 12,83 | 8,07 | 2,85 |
| $X_6$ | 0,40 | 8,20 | 3,72 | 2,19 |

**Tabel 1** Statistik Deskriptif data penelitian (Lanjutan)

| Variabel | Minimum | Maksimum | Mean | Standar Deviasi |
|---|---|---|---|---|
| $X_7$ | 61,30 | 89,50 | 77,59 | 8,85 |
| $X_8$ | 18,58 | 77,19 | 49,94 | 18,71 |

*Sumber: data olahan, 2020*

Tabel 1 menunjukkan bahwa rata-rata jumlah kematian bayi di provinsi Kalimantan Barat adalah 45,57 atau sekitar 46 kasus setiap Kecamatan/Kota dalam setahun dimana jumlah kematian bayi terendah terdapat di Kabupaten Sekadau yaitu sebanyak 21 kasus. Sedangkan jumlah kematian bayi tertinggi terdapat di Kabupaten Sambas dengan jumlah 92 kasus.

Sebelum menganalis regresi *Poisson*, perlu dilakukan diagnostik kolinearitas yang bertujuan untuk mengetahui apakah variabel-variabel prediktornya telah memenuhi kondisi saling tidak berkorelasi. Salah satu cara untuk mendeteksi adanya multikolinearitas yaitu dengan mengunakan VIF (*Variance Inflation Factors*). Jika nilai VIF lebih dari 10 maka diindikasi adanya multikolinearitas. Berikut adalah hasil uji multikolinearitas:

**Tabel 2** Uji Multikolinearitas

| Nilai VIF | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $X_1$ | $X_2$ | $X_3$ | $X_4$ | $X_5$ | $X_6$ | $X_7$ | $X_8$ |
| 8,871<br>4 | 8,953<br>6 | 1,983<br>2 | 3,068<br>6 | 3,499<br>2 | 3,666<br>5 | 2,348<br>2 | 1,5<br>599 |

*Sumber: data olahan,2020.*

Tabel 2 menunjukkan bahwa antar variabel prediktor tidak saling berkorelasi, sehingga semua variabel prediktor yang mempengaruhi variabel jumlah kematian bayi dapat digunakan dalam pembentukan model regresi *Poisson*.

## Model Regresi *Poisson*

Hasil estimasi parameter model regresi *Poisson* yang didapatkan menggunakan GWR4 ditunjukkan pada Tabel 3 berikut:

**Tabel 3** Estimasi parameter Model Regresi *Poisson*

| Variabel | Estimasi | *Standard Error* | $Z_{hitung}$ |
|---|---|---|---|
| Y | 1,97822 | 1,08327 | 1,82600 |
| $X_1$ | -0,57061 | 0,13326 | -4,28200 |
| $X_2$ | 0,00074 | 0,00027 | 2,75200 |
| $X_3$ | 0,02766 | 0,00661 | 4,18000 |
| $X_4$ | 0,00471 | 0,00617 | 0,76300 |
| $X_5$ | 0,00951 | 0,02911 | 0,32700 |
| $X_6$ | 0,06941 | 0,03667 | 1,89300 |
| $X_7$ | 0,02742 | 0,00734 | 3,73300 |
| $X_8$ | -0,00186 | 0,00283 | -0,65700 |

*Sumber: Data olahan, 2020*

Pengujian secara serentak yang dilakukan ini menggunakan nilai devians dari model regresi *Poisson*. Model regresi *Poisson* yang baik adalah yang memiliki nilai devians sekecil mungkin [2]. Nilai devians model regresi *Poisson* disajikan pada tabel berikut:

**Tabel 4** Uji Kesesuaian Model Regresi *Poisson*

| | |
|---|---|
| Devians | 32,0<br>60 |
| Db | 5,00<br>0 |

| | |
|---|---|
| $\chi^2_{(0,05;db)}$ | 11,0 71 |

*Sumber: Data olahan, 2020*

Adapun hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah sebagai berikut:

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

$H_1$ : paling sedikit ada satu $\beta_k \neq 0$

Tabel 4 menunjukkan nilai statistik uji $D(\hat{\beta})$ = 32,06 dan nilai $\chi^2_{(0,05;5)}$ = 11,071. Dengan menggunakan tingkat signifikansi (α) sebesar 5% dapat disimpulkan bahwa model regresi *Poisson* layak digunakan. Ini beararti bahwa minimal ada satu variabel prediktor yang secara signifkan berpengaruh terhadap jumlah kematian bayi di Provinsi Kalimantan Barat. Kemudian dari model dilakukan uji secara parsial.

Pengujian parameter secara parsial digunakan untuk mengetahui parameter yang signifikan di dalam model regresi *Poisson*. Pengujian ini menggunakan statistik uji $Z_{hitung}$ yang kemudian dibandingkan dengan $Z_{tabel}$. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah sebagai berikut:

$H_0 :\ \beta_k = 0$ (pengaruh variabel k tidak signifikan)

$H_1 :\ \beta_k \neq 0$, dengan *k* = 1,2,...,*p* (pengaruh variabel k signifikan)

Berdasarkan pada Tabel 3 didapatkan nilai $Z_{hitung}$ untuk semua parameter. Dengan menggunakan tingkat signifikansi (α) sebesar 5% maka nilai $Z_{0,025} = 1{,}96$. Sehingga, terdapat empat variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap model yaitu $X_1$, $X_2$, $X_3$ dan $X_7$ karena $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$. Sehingga model regresi *Poisson* yang dibentuk untuk jumlah kematian bayi di Kalimantan Barat tahun 2018 adalah:

$$\hat{\mu}_i = \exp(1{,}978 - 0{,}5706X_1 + 0{,}0007463X_2 + 0{,}02766X_3 + 0{,}027428X_7) \quad (12)$$

Persamaan (12) menjelaskan bahwa jumlah kematian bayi akan berkurang sebesar $\exp(0{,}5706)$ jika variabel rata-rata lama sekolah wanita ($X_1$) bertambah sebesar satu satuan dengan syarat variabel prediktor lainnya bernilai konstan. Begitu juga dengan variabel $X_2$, $X_3$ dan $X_7$. Untuk ketepatan model didapatkan nilai AIC sebesar 50,060 dan nilai Devians 32,06.

**Pemodelan GWPR (*Geographically Weighted Poisson Regression*)**

Dalam pembentukan model GWPR terlebih dahulu menentukan nilai *bandwdith* optimumnya. Setelah didapatkan nilai *bandwdith* optimum *Fixed Gaussian* yaitu 0,8951 dan kernel *Fixed Bisquare* adalah sebesar 4,015, kemudian menghitung jarak *euclidean* serta menghitung matriks pembobotan menggunakan fungsi kernel. Dengan menggunakan *Software* GWR4, diperoleh hasil estimasi parameter untuk lokasi pertama $(u_1, v_1)$ yang disajikan dalam Tabel 5 dan 6 berikut ini:

**Tabel 5** Estimasi Parameter Model GWPR dengan Pembobot Kernel *Fixed Gaussian* pada lokasi $(u_1, v_1)$

| **Parameter** | **Estimasi** | ***Standard Error*** | $t_{hitung}$ |
|---|---|---|---|
| $\beta_0$ | 1,583105 | 2,450873 | 0,645935 |
| $\beta_1$ | -0,939715 | 0,182371 | -5,152769 |
| $\beta_2$ | 0,001107 | 0,000408 | 2,709059 |
| $\beta_3$ | 0,049812 | 0,023182 | 2,148731 |
| $\beta_4$ | 0,062685 | 0,020649 | 3,035800 |
| $\beta_5$ | 0,166658 | 0,115511 | 1,442786 |
| $\beta_6$ | -0,268077 | 0,159661 | -1,679044 |
| $\beta_7$ | -0,006777 | 0,012866 | -0,526776 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| $\beta_8$ | -0,008381 | 0,009222 | -0,908776 |

*Sumber: Data Olahan, 2020*

**Tabel 6** Estimasi Parameter Model GWPR dengan Pembobot Kernel *Fixed Bisquare* pada lokasi $(u_1, v_1)$

| Parameter | Estimasi | *Standard Error* | $t_{hitung}$ |
|---|---|---|---|
| $\beta_0$ | 3,848468 | 1,739327 | 2,212618 |
| $\beta_1$ | -0,777374 | 0,150620 | -5,161172 |
| $\beta_2$ | 0,001081 | 0,000327 | 3,305351 |
| $\beta_3$ | 0,019796 | 0,014132 | 1,400810 |
| $\beta_4$ | 0,017068 | 0,008071 | 2,114701 |
| $\beta_5$ | -0,005248 | 0,073313 | -0,071578 |
| $\beta_6$ | 0,002109 | 0,094280 | 0,022368 |
| $\beta_7$ | 0,014362 | 0,008067 | 1,780286 |
| $\beta_8$ | 0,005956 | 0,005533 | 1,076472 |

*Sumber: Data Olahan, 2020*

Kemudian melakukan pengujian parameter model GWPR dan model *Poisson* yang dilakukan secara serentak dan parsial.

**Tabel 7** Uji Kesamaan Model

| Model | Devians | Db | Devians/ db | F_hit |
|---|---|---|---|---|
| Model *Poisson* | 32,060 | 5,000 | 6,412 | |
| Model GWPR (kernel *Fixed Gaussian*) | 0,741 | 0,255 | 2,909 | 2,204 |
| Model GWPR (kernel *Fixed Bisquare*) | 13,740 | 2,257 | 5,739 | 1,117 |

*Sumber: Data Olahan, 2020*

Berdasarkan Tabel 7 didapatkan nilai F hitung dengan menggunakan pembobot kernel *Gaussian* yaitu 2,204. Dengan menggunakan tingkat signifikansi (α) sebesar 5%, maka nilai $F_{(0,05;5;0,255)}$ =230,16. Sedangkan untuk nilai F hitung dengan menggunakan pembobotan kernel *Bisquare* yaitu 1,117 dan nilai $F_{(0,05;5;2,257)}$ = 9,01. Sehingga diperoleh keputusan terdapat perbedaan yang signifikan antara model *Poisson* dengan model GWPR baik menggunakan pembobotan kernel *Gaussian* maupun *Bisquare*.

Tahap selanjutnya yaitu pengujian parameter model GWPR secara parsial yang dimaksudkan untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah keamatian bayi disetiap lokasi. Adapun hipotesis yang digunakan adalah:

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

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

Berdasarkan Tabel 5 didapatkan hasil nilai $t_{hitung}$ untuk semua parameter. Dengan menggunakan tingkat signifikansi (α) sebesar 5%, maka nilai $t_{(0,025;5)} = 2{,}5706$ dan diperoleh tiga parameter yang signifikan yaitu $\beta_1, \beta_2$ dan $\beta_4$ karena nilai $|t_{hitung}| > t_{(0,025;5)}$. Sehingga model GWPR yang terbentuk pada kasus jumlah kematian bayi pada lokasi $(u_1, v_1)$ dengan menggunakan pembobot kernel *Gaussian* adalah sebagai berikut:

$\hat{\mu}_i = \exp(1{,}583105 - 0{,}939715\, X1 + 0{,}001107\, X2 + 0{,}062685\, X4)$

Sedangkan model GWPR yang terbentuk pada kasus jumlah kematian bayi pada lokasi $(u_1, v_1)$ dengan menggunakan pembobotan kernel *Bisquare* yang terdapat pada Tabel 6 adalah sebagai berikut:

$\hat{\mu}_i = \exp(3{,}848468 - -0{,}777374\, X1 + 0{,}001081\, X2)$

Kemudian, proses pengujian parameter tersebut dilakukan berulang untuk setiap lokasi.

Kemudian, variabel yang signifikan tiap lokasi (Kabupaten/Kota) tersebut dikelompokkan dan dapat diterangkan dalam Tabel 8 berikut:

**Tabel 8** Pengelompokkan Kabupaten/Kota di Kalimantan Barat Berdasarkan Variabel yang Signifikan dengan Pembobot Kernel *Gaussian*

| **Kabupaten/Kota** | **Variabel yang Signifikan** |
|---|---|
| Landak, Sanggau, Ketapang, Kubu Raya dan Pontianak | $X_1$ , $X_2$ |
| Sambas, Bengkayang, Mempawah dan Singkawang | $X_1$ , $X_2$ , $X_4$ |
| Kayong Utara | $X_1$ , $X_2$ , $X_8$ |
| Sintang, Sekadau dan Melawi | $X_1$ , $X_2$ , $X_3$ , $X_7$ |
| Kapuas Hulu | $X_1$ , $X_2$ , $X_3$ , $X_6$ , $X_7$ |

Berdasarkan Tabel 8, terlihat bahwa di Kalimantan Barat terdapat 5 kelompok Kecamatan. Kelompok pertama terdiri lima Kecamatan dengan 2 variabel prediktor yang signifikan. Kelompok kedua terdiri dari empat Kecamatan dengan 3 variabel prediktor yang signifikan. Kelompok ketiga terdiri dari satu Kabupaten dengan 3 variabel yang signifikan. Kelompok keempat terdiri dari tiga Kecamatan dengan 4 variabel prediktor yang signifikan dan kelompok kelima terdiri dari satu Kecamatan dengan 5 variabel prediktor yang signifikan.

## Pemilihan Model Terbaik

Perbandingan model regresi *Poisson* dengan model GWPR bertujuan untuk mendapatkan model terbaik yang dapat diterapkan pada kasus jumlah kematian bayi di Kalimantan Barat. Kriteria pemilihan modelnya menggunakan nilai AIC.

**Tabel 9** Perbandingan Kesesuaian Model

| **Model** | **AIC** |
|---|---|
| Regresi *Poisson* | 50,0600 |
| GWPR (kernel *Gaussian*) | 27,2119 |
| GWPR (kernel *Bisquare*) | 35,0640 |

*Sumber: Data Olahan, 2020*

Berdasarkan pada Tabel 9 dapat dilihat bahwa model GWPR dengan menggunakan pembobot kernel *Gaussian* lebih baik untuk menganalisis kasus jumlah kematian bayi di Kalimantan Barat karena mempunyai nilai AIC yang terkecil.

## KESIMPULAN

Berdasarkan dari hasil analisis faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian bayi di Provinsi Kalimantan Barat menggunkaan pendekatan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) dengan pembobot kernel *Gaussian dan Bisquare,* diperoleh kesimpulan bahwa model GWPR dengan pembobot kernel *Gaussian* lebih baik digunakan untuk menganalisis jumlah kematian bayi di Kalimantan Barat karena mempunyai nilai AIC yang terkecil yaitu sebesar 27,2119.

**DAFTAR PUSTAKA**

[1] Aulele, S. N. (2011). Model Geograpically Weighted Poisson Regression Studi Kasus:Jumlah Kematian Bayi di Jawa Timur & Jawa Tengah tahun 2007. *Jurnal Barekeng , Vol.5*,No.2, 22-30.

[2] Haris, M., Yasin, H., & Hoyyi, A. (2015). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kejahatan Pencurian Kendaraan Bermotor (Curanmor) Menggunakan Model Geograpically Weighted Poisson Regression (GWPR). *Jurnal Gaussian , Vol.4*, No.2, 205-214.

[3] Kurniawati, S.C., dan Kuntoro. (2015). Pemodelan Jumlah Kematian Bayi di Jawa Timur dengan Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR). *GEOID*, *Vol. 10*, No.2, 187-193.

[4] Noviani, D., Wasono, R., & Nur, I. M. (2014). Geograpically Weighted Poisson Regression (GWPR) untuk Pemodelan Jumlah Penderita Kusta di Jawa Tengah. *Jurnal Statistika , Vol.2*, No.2.

[5] Badan Pusat Statistik. 2019. *Kalimantan Barat Dalam Angka 2019*. Badan Pusat Statistik Provinsi Kalimantan Barat.

IKA NUR SEPTIANI : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak
ikanurseptiani11@student.untan.ac.id