

IDENTIFIKASI FAKTOR RISIKO KEMATIAN IBU DAN NEONATAL DI KALIMANTAN MENGGUNAKAN MODEL BPGIGR DENGAN ALGORITMA BHHH

Annisa Auliarahmi ^{1,*}, Purhadi ², Shofi Andari ², Muhammad Fikri ¹, Pitriani ¹

¹Program Studi Statistika, Universitas Tanjungpura, Indonesia

²Departemen Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Indonesia

*Corresponding author: annisaauliarahmi@fmipa.untan.ac.id

ABSTRACT

Poisson regression is widely applied for modeling count data and requires the strict assumption of equidispersion, meaning that the mean and variance of the data must be equal. In practice, this condition is rarely satisfied. To address this issue, the Bivariate Poisson Generalized Inverse Gaussian Regression (BPGIGR) model was developed by combining the Poisson distribution with the Generalized Inverse Gaussian (GIG) distribution to overcome overdispersion in two correlated response variables. This study aims to obtain parameter estimates and corresponding test statistics for the BPGIGR model by incorporating two exposure variables to account for differences in population size across analytical units. Parameter estimation is performed using the Maximum Likelihood Estimation (MLE) method with the Berndt-Hall-Hausman (BHHH) algorithm. The BPGIGR model is implemented on maternal and neonatal deaths in Kalimantan in 2024 to identify the significant contributing factors. The results indicate that the model is influenced by the percentages of active posyandu, low birth weight, complete neonatal visits, exclusive breastfeeding, K4 visits, and pregnant women receiving iron tablets with an $AICc$ of 9.719,092.

Keywords: BPGIGR, BHHH, maternal mortality, neonatal mortality, Kalimantan

ABSTRAK

Regresi Poisson umum digunakan untuk menganalisis data cacahan dan memiliki asumsi ketat yang harus dipenuhi yaitu ekuidispersi. Ekuidispersi adalah rataan dan variansi pada data bernilai sama. Pada data riil asumsi tersebut sulit terpenuhi, maka model *Bivariate Poisson Generalized Inverse Gaussian Regression* (BPGIGR) dikembangkan dengan menggabungkan distribusi Poisson dengan distribusi *Generalized Inverse Gaussian* (GIG) untuk mengatasi overdispersi pada dua variabel respon yang saling berkorelasi. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh estimasi parameter dan statistik uji BPGIGR dengan melibatkan dua variabel eksposur guna menyesuaikan perbedaan ukuran populasi pada unit analisis. Penaksiran dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan algoritma Berndt-Hall-Hausman (BHHH). Model BPGIGR diaplikasikan pada data jumlah kematian ibu dan neonatal di Kalimantan tahun 2024 untuk mengidentifikasi faktor yang mempengaruhinya. Hasil menunjukkan model dipengaruhi oleh persentase posyandu aktif, persentase BBLR, persentase KN lengkap, persentase bayi diberi ASI eksklusif, persentase kunjungan K4 dan persentase ibu hamil mendapat TTD dengan $AICc = 9.719,092$.

Keywords: BPGIGR, BHHH, jumlah kematian ibu, jumlah kematian neonatal, Kalimantan

ARTICLE INFO

Submission received: 21 November 2025

Accepted: 30 December 2025

Revised: 15 December 2025

Published: 31 December 2025

Available on: <https://doi.org/10.32493/sm.v7i3.54886>

StatMat: Jurnal Statistika dan Matematika is licenced under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.



1. PENDAHULUAN

Distribusi Poisson merupakan distribusi yang memiliki modus tunggal dan mencengkan dengan parameter $\mu > 0$ yang juga mendefinisikan nilai ekspektasi dan variansi dari distribusi tersebut. Asumsi ini disebut ekuidispersi dimana asumsi tersebut sulit untuk dipenuhi pada kasus riil. Pelanggaran asumsi ini sering dijumpai dalam berbagai bidang yaitu variansi data lebih besar dari rataannya (*overdispersion*) ataupun sebaliknya (*underdispersion*). Pelanggaran asumsi ini dapat menghasilkan underestimate pada penaksiran standar eror yang mengakibatkan kesalahan dalam pengambilan keputusan pada uji hipotesis (1). Untuk mengatasi masalah ini, berbagai model regresi telah dikembangkan untuk memodelkan data cacahan yang mengalami overdispersi melalui pendekatan *mixed Poisson*, yakni menggabungkan distribusi Poisson dengan distribusi lainnya baik diskrit maupun kontinu.

Penelitian sebelumnya antara lain *Multivariate Poisson Inverse Gaussian Regression* (MPIGR) dengan algoritma *Expectation Maximization* (2); *Poisson Inverse Gaussian Regression* (PIGR) dengan algoritma *Fisher Scoring* (3); *Bivariate Poisson Inverse Gaussian Regression* (BPIGR) dengan algoritma *Newton Raphson* (4). Namun, pengembangan *mixed Poisson* yang menggabungkan distribusi Poisson dan distribusi *Generalized Inverse Gaussian* (GIG) belum banyak dilakukan. Distribusi GIG sendiri berasal dari keluarga distribusi dengan tiga parameter yang dipopulerkan oleh (5) dan selanjutnya dikembangkan oleh (6) dalam mencari karakteristik dari distribusi ini. Keterbatasan penelitian sebelumnya dalam menggunakan model berbasis GIG menjadi relevan ketika diaplikasikan pada data nyata yang tidak hanya mengalami overdispersi, tetapi juga melibatkan lebih dari satu variabel respon. Selain itu, pendekatan numerik pada penelitian sebelumnya memerlukan turunan kedua dari fungsi *ln-likelihood* untuk melakukan estimasi parameter. Salah satu pendekatan numerik untuk mencari estimator yang hanya memerlukan turunan pertama adalah dengan menggunakan algoritma Berndt-Hall-Hausman (BHHH). Algoritma ini lebih sederhana dan menjamin setiap iterasi menghasilkan nilai *ln-likelihood* yang lebih besar dari iterasi sebelumnya (7).

Dalam konteks kesehatan masyarakat, jumlah kematian ibu dan jumlah kematian neonatal merupakan dua indikator penting yang sering dianalisis bersamaan karena memiliki keterkaitan yang erat, baik dari sisi faktor risiko maupun kondisi layanan kesehatan di suatu daerah. Kompleksitas data seperti ini menuntut pendekatan pemodelan yang mampu menangani overdispersi sekaligus hubungan antar kedua variabel respon. Pada penelitian ini akan dikaji penaksiran parameter dan pengujian hipotesis pada model regresi *Bivariate Poisson Generalized Inverse Gaussian* (BPGIGR) menggunakan pendekatan numerik BHHH yang diimplementasikan pada data jumlah kematian ibu dan jumlah kematian neonatal di kabupaten/kota wilayah Kalimantan tahun 2024 untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan.

2. METODOLOGI

2.1 Model BPGIGR

Distribusi *Bivariate Poisson Generalized Inverse Gaussian* (BPGIG) merupakan distribusi yang memiliki dua variabel cacahan berdistribusi *Poisson Generalized Inverse Gaussian* (PGIG) yang saling berkorelasi. Misalkan terdapat dua variabel random Y_1 dan Y_2 yang berdistribusi PGIG, maka fungsi peluang bersama distribusi BPGIG adalah (8):

$$P(y_1, y_2) = \frac{c^v}{K_v(\phi)} \left(a \frac{c}{\phi}\right)^{-\frac{s}{2}} K_s \left(\sqrt{a \frac{\phi}{c}}\right) \prod_{k=1}^2 \frac{(\mu_k)^{y_k}}{y_k!} \quad (1)$$

dengan $y_1, y_2 = 0, 1, 2, \dots$, $a = 2 \sum_{k=1}^2 \mu_k + c\phi$, $s = \sum_{k=1}^2 y_k + v$ dan $\mu_k = q_k \exp(x^T \beta_k)$. q_k merupakan variabel eksposur, $K_a(d)$ suatu fungsi Bessel jenis ketiga, ϕ parameter dispersi dan c parameter skala dari distribusi GIG.

Apabila diberikan sampel random Y_{1i} dan Y_{2i} yang berdistribusi $BPGIG(\mu_1, \mu_2, v, \phi, c)$, $i = 1, 2, \dots, n$ dan p variabel prediktor $X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{pi}$, maka model regresi *Bivariate Poisson Generalized Inverse Gaussian* (BPGIGR) dapat dituliskan sebagai (9):

$$\mu_k(q_{ki}) = q_{ki} \exp(x_i^T \beta_k) \quad (2)$$

Penaksiran parameter model BPGIGR dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) sehingga bentuk fungsi *likelihood* pada model dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$L(\Theta) = \prod_{i=1}^n \left[\frac{c^v}{K_v(\phi)} \left(a_i \frac{c}{\phi}\right)^{-\frac{s_i}{2}} K_{s_i} \left(\sqrt{a_i \frac{\phi}{c}}\right) \prod_{k=1}^2 \frac{(\mu_{ki})^{y_{ki}}}{y_{ki}!} \right] \quad (3)$$

serta fungsi *ln-likelihood* model BPGIGR yaitu:

$$\ell(\Theta) = \sum_{i=1}^n \ln \left[\frac{c^v}{K_v(\phi)} \left(a_i \frac{c}{\phi}\right)^{-\frac{s_i}{2}} K_{s_i} \left(\sqrt{a_i \frac{\phi}{c}}\right) \prod_{k=1}^2 \frac{(\mu_{ki})^{y_{ki}}}{y_{ki}!} \right] \quad (4)$$

Selanjutnya dilakukan penurunan fungsi *ln-likelihood* terhadap masing-masing parameter dengan hasil sebagai berikut:

a. Turunan pertama fungsi *ln-likelihood* terhadap β_1

$$\frac{\partial \ell(\Theta)}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{\phi}{c} \mu_{1i} \frac{1}{\sqrt{a_i \frac{\phi}{c}}} \frac{K_{s_i+1}(z_i)}{K_{s_i}(z_i)} + y_{1i} \right] x_i^T \quad (5)$$

b. Turunan pertama fungsi *ln-likelihood* terhadap β_2

$$\frac{\partial \ell(\Theta)}{\partial \beta_2} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{\phi}{c} \mu_{2i} \frac{1}{\sqrt{a_i \frac{\phi}{c}}} \frac{K_{s_i+1}(z_i)}{K_{s_i}(z_i)} + y_{2i} \right] x_i^T \quad (6)$$

c. Turunan pertama fungsi *ln-likelihood* terhadap ϕ

$$\frac{\partial \ell(\Theta)}{\partial \phi} = \sum_{i=1}^n \left\{ \left(\frac{K_{v+1}(\phi)}{K_v(\phi)} + \frac{v}{\phi} \right) - \frac{s_i}{2} \frac{c}{a_i} + \frac{s_i}{2} \left(\frac{1}{\phi} \right) + \left(\frac{K_{s_i+1}(z_i)}{K_{s_i}(z_i)} + \frac{s_i}{\sqrt{a_i \frac{\phi}{c}}} \right) \cdot \frac{1}{\phi z_i} \right\} \quad (7)$$

d. Turunan pertama fungsi *ln-likelihood* terhadap c

$$\frac{\partial \ell(\Theta)}{\partial c} = \frac{nv}{c} + \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{s_i}{2} \frac{\phi}{a_i} + \frac{s_i}{2} \left(\frac{1}{c\phi} \right) - \left(\frac{K_{s_i+1}(z_i)}{K_{s_i}(z_i)} + \frac{s_i}{\sqrt{a_i \frac{\phi}{c}}} \right) \cdot \frac{1}{cz_i} \right\} \quad (8)$$

Turunan fungsi *ln-likelihood* terhadap masing-masing parameter yaitu pada persamaan (5), (6), (7) dan (8) tidak berbentuk *closed form*, yaitu setiap persamaan memiliki parameter yang belum diketahui, sehingga estimasi parameter pada model BPGIGR tidak dapat diselesaikan secara analitik. Oleh karena itu, penyelesaian dilakukan dengan metode numerik

Berndt-Hall-Hall-Hausman (BHHH) yang hanya memerlukan turunan pertama.

2.2 Algoritma BHHH

Langkah-langkah pada algoritma Berndt-Hall-Hall-Hausman (BHHH) yaitu:

1. Menentukan nilai awal estimator

$$\Theta_{BPGIGR}^{(0)} = [\beta_1^{T(0)} \quad \beta_2^{T(0)} \quad \phi^{(0)} \quad c^{(0)}]^T$$

2. Menghitung vektor gradien

$$g(\Theta_{BPGIGR}) = \left[\frac{\partial \ell(\Theta_{BPGIGR})}{\partial \beta_1^T} \quad \frac{\partial \ell(\Theta_{BPGIGR})}{\partial \beta_2^T} \quad \frac{\partial \ell(\Theta_{BPGIGR})}{\partial \phi} \quad \frac{\partial \ell(\Theta_{BPGIGR})}{\partial c} \right]^T$$

3. Membentuk pendekatan

$$H(\Theta_{BPGIGR}) = - \sum_{i=1}^n g_i(\Theta_{BPGIGR}) g_i(\Theta_{BPGIGR})^T$$

4. Mensubstitusikan nilai $\Theta_{BPGIGR}^{(0)}$ pada elemen $g_i(\Theta_{BPGIGR})$ dan $H(\Theta_{BPGIGR})$.
5. Menentukan toleransi konvergensi $\varepsilon > 0$ dan batas iterasi maksimum m^*
6. Melakukan iterasi dimulai dari $m = 0$ dengan persamaan
7. $\Theta_{BPGIGR}^{(m+1)} = \Theta_{BPGIGR}^{(m)} - H^{-1}(\Theta_{BPGIGR}^{(m)}) g(\Theta_{BPGIGR}^{(m)})$
dengan $m = 0, 1, 2, \dots, m^*$
8. Iterasi berhenti jika $\|\Theta_{BPGIGR}^{(m+1)} - \Theta_{BPGIGR}^{(m)}\| < \varepsilon$ sehingga didapat penaksir parameter $\hat{\Theta}_{BPGIGR} = \Theta_{BPGIGR}^{(m+1)}$ yang konvergen saat iterasi ke- m .

Pada penelitian ini, metode numerik BHHH dilakukan melalui *package* 'maxBHHH' di R yang menyediakan fungsi khusus untuk menjalankan algoritma BHHH dengan efisien.

2.3 Tahapan Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder dari Profil Kesehatan yang dipublikasikan oleh Dinas Kesehatan Tingkat Provinsi di Kalimantan, meliputi Provinsi Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur dan Kalimantan Utara. Adapun tahapan dalam penerapan model BPGIGR adalah sebagai berikut:

1. Mengidentifikasi variabel penelitian
2. Mengumpulkan data
3. Menganalisis statistika deskriptif
4. Menguji korelasi antar variabel respon
5. Memeriksa multikolinearitas
6. Melakukan pemodelan BPGIGR pada data dengan algoritma BHHH
7. Menghitung kebaikan model dengan AICc
8. Melakukan interpretasi dari model BPGIGR yang didapat

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Variabel Penelitian

Variabel pada penelitian ini terdiri dari dua variabel respon, enam variabel prediktor dan dua variabel eksposur. Karakteristik dari variabel penelitian tersebut dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 1. Analisis Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Rataan	Variansi	Min	Maks
Jumlah Kematian Ibu (Y_1)	5,91	13,848	0	14
Jumlah Kematian Neonatal (Y_2)	39,02	696,690	3	115
Persentase Posyandu Aktif (X_1)	95,97	56,975	63,5	100
Persentase Berat Badan Lahir Rendah (X_2)	19,15	485,096	0,25	100
Persentase KN Lengkap (X_3)	79,23	374,585	14,77	100
Persentase Bayi Diberi ASI Eksklusif (X_4)	62,37	228,124	24,8	86,6
Persentase Kunjungan K4 (X_5)	76,15	178,484	45,2	98,2
Persentase Ibu Hamil Mendapat TTD (X_6)	75,80	235,744	36,3	95,2

Variansi dari variabel respon Y_1 dan Y_2 keduanya lebih besar dari rata-rata. Hal ini mengindikasikan bahwa data mengalami overdispersi sehingga model regresi *mixed* Poisson dapat diterapkan pada data ini. Selain itu, variansi dari variabel jumlah kematian neonatal (Y_2) lebih besar dibandingkan dengan variansi dari variabel jumlah kematian ibu (Y_1) yang memiliki arti bahwa variabel Y_2 bersifat lebih heterogen dibandingkan dengan variabel Y_1 . Pada variabel eksposur jumlah ibu hamil, rata-rata jumlah ibu hamil adalah sebanyak 5.794, dengan jumlah ibu hamil tertinggi sebanyak 14.863 dan terendah sebanyak 596. Sedangkan pada variabel eksposur jumlah lahir hidup, rata-rata variabel sebesar 4.508, dengan jumlah lahir hidup tertinggi sebanyak 12.394 dan terendah sebanyak 396.

3.3 Pengujian Korelasi Antar Variabel Respon

Dalam melakukan analisis bivariat, adanya korelasi antar dua variabel respon adalah kondisi yang harus dipenuhi. Perhitungan korelasi antara jumlah kematian ibu (Y_1) dan jumlah kematian neonatal (Y_2) menghasilkan korelasi sebesar 0,799. Selanjutnya, dilakukan pengujian korelasi menggunakan uji *Bartlett* dan diperoleh statistik uji $\chi^2 = 41,367$. Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, nilai statistik uji $\chi^2 > \chi^2_{(0,05;1)} = 3,841$. Hal ini memiliki arti bahwa terdapat korelasi secara multivariat pada jumlah kematian ibu dan jumlah kematian neonatal di Kalimantan tahun 2024.

3.3 Pemeriksaan Multikolinearitas

Nilai VIF untuk memeriksa adanya multikolinearitas pada masing-masing variabel prediktor disajikan sebagai berikut:

Tabel 2. Nilai VIF						
VIF	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
	1,151	1,226	2,133	1,021	2,139	1,132

Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai VIF dari seluruh variabel prediktor bernilai lebih kecil dari 10 sehingga dapat dikatakan bahwa tidak terjadi multikolinearitas antar variabel prediktor.

3.4 Pemodelan Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Neonatal dengan BPGIGR

Data pada penelitian ini, yaitu jumlah kematian ibu dan jumlah kematian neonatal tidak mengikuti distribusi Poisson, mengalami overdispersi, serta saling berkorelasi sehingga model *Bivariate Poisson Generalized Inverse Gaussian Regression* (BPGIGR) digunakan

untuk memodelkan data. Proses pemodelan dimulai dari pengujian serentak terhadap semua variabel dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \beta_{j1} = \beta_{j2} = 0, j = 1, 2, \dots, 7$$

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } \{\beta_{jk}, \phi, c\} \neq 0, k = 1, 2$$

Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai statistik uji $G^2 = 187,49$. Dengan menggunakan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, titik kritis pengujian adalah $\chi^2_{0,05;12} = 21,03$. Karena $G^2 > \chi^2_{0,05;12}$, maka nilai statistik uji G^2 berada di daerah penolakan, sehingga H_0 ditolak. Dapat disimpulkan bahwa paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh dalam model

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model sekaligus pengujian secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut:

Untuk parameter β_{jk} :

$$H_0: \beta_{jk} = 0 \text{ vs. } H_1: \beta_{jk} \neq 0, j = 1, 2, \dots, p, k = 1, 2$$

Untuk parameter ϕ :

$$H_0: \phi = 0 \text{ vs. } H_1: \phi \neq 0$$

Untuk parameter c :

$$H_0: c = 0 \text{ vs. } H_1: c \neq 0$$

Hasil estimasi parameter dan pengujian parsial terdapat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Estimasi Parameter dan Pengujian Parsial Model BPGIGR

Parameter	Estimasi	Std. Error	Z	Pvalue
β_{10}	-5,6810	0,0071	-796,0970	0,0000
β_{11}	-0,0151	0,0056	-2,6884	0,0072
β_{12}	0,0069	0,0052	1,3293	0,1838*
β_{13}	-0,0065	0,0048	-1,3674	0,1715*
β_{14}	-0,0105	0,0040	-2,6425	0,0082
β_{15}	0,0055	0,0084	0,6589	0,5099*
β_{16}	-0,0102	0,0047	-2,1816	0,0291
β_{20}	-56,423	0,0478	-118,0474	0,0000
β_{21}	0,0053	0,0011	4,7086	0,0000
β_{22}	0,0029	0,0008	3,6187	0,0003
β_{23}	-0,0091	0,0007	-12,4995	0,0000
β_{24}	-0,0062	0,0007	-9,3772	0,0000
β_{25}	0,0070	0,0012	5,7345	0,0000
β_{26}	-0,0099	0,0008	-12,9749	0,0000
ϕ	0,6658	0,0055	120,7068	0,0000
c	4,4300	0,0057	774,1988	0,0000

* : tidak signifikan pada $\alpha = 5\%$

Berdasarkan hasil pada Tabel 3, terdapat tiga variabel prediktor yang tidak berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kematian ibu (Y_1) pada parameter β_1 yaitu variabel persentase BBLR (X_2), persentase KN Lengkap (X_3) dan persentase kunjungan K4 (X_5), sedangkan variabel prediktor lainnya berpengaruh secara signifikan terhadap Y_1 . Pada jumlah kematian neonatal (Y_2), seluruh variabel prediktor berpengaruh secara signifikan pada parameter β_2 . Nilai estimasi parameter ϕ dan c juga signifikan pada $\alpha = 5\%$, hal ini mengindikasikan bahwa kedua parameter tersebut tidak bernilai nol dan memiliki pengaruh dalam model BPGIGR, serta parameter ϕ menandakan bahwa model BPGIGR mampu

menangani adanya overdispersi pada data jumlah kematian ibu dan neonatal di Kalimantan. Pemodelan dilanjutkan dengan membuang tiga variabel prediktor yang tidak signifikan tersebut dan menghasilkan model baru dengan seluruh parameter berpengaruh secara signifikan.

3.5 Ukuran Kebaikan Model

Kebaikan model diukur menggunakan *Akaike Information Criterion corrected* (AICc), yaitu pengembangan dari AIC yang menambahkan koreksi bias untuk ukuran sampel kecil sehingga dapat memberikan penilaian yang lebih tepat terhadap kualitas model dibandingkan dengan AIC (10). Nilai AICc pada kedua model yang dibentuk yaitu:

Tabel 4. Nilai AICc

Variabel Prediktor yang Digunakan	Nilai AICc
$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$	9.719,092
X_1, X_4, X_6	9.774,725

Berdasarkan Tabel 4, pada model penuh yang memuat seluruh variabel prediktor menghasilkan nilai AICc yang lebih kecil daripada model yang tidak menyertakan tiga variabel prediktor yang tidak signifikan sehingga model tersebut merupakan model terbaik. Walaupun ketiga variabel prediktor tersebut tidak signifikan secara statistik, penghapusannya justru membuat AICc meningkat dan model tidak menjadi lebih baik secara keseluruhan.

3.6 Interpretasi Model BPGIGR

Model BPGIGR yang memuat seluruh variabel prediktor dapat disusun dengan variabel eksposur untuk jumlah kematian ibu (Y_1) dan jumlah kematian neonatal (Y_2). Persamaan model BPGIGR dapat ditulis dalam persamaan berikut:

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_{1i} &= q_{1i} \exp(-5,6810 - 0,0151X_1 + 0,0069X_2 - 0,0065X_3 - 0,0105X_4 \\ &\quad + 0,0055X_5 - 0,0102X_6) \\ \hat{\mu}_{2i} &= q_{2i} \exp(-56,423 + 0,0053X_1 + 0,0029X_2 - 0,0091X_3 - 0,0062X_4 \\ &\quad + 0,0070X_5 - 0,0099X_6)\end{aligned}\quad (9)$$

Hasil pemodelan pada persamaan (9) dapat diinterpretasikan sebagai:

1. Peningkatan persentase posyandu aktif (X_1) sebesar 10% akan menurunkan jumlah kematian ibu sebesar 9,85 kali lipat tetapi akan meningkatkan jumlah kematian neonatal sebesar 10,05 kalinya dengan asumsi variabel lain konstan.
2. Peningkatan persentase BBLR (X_2) sebesar 10% akan meningkatkan jumlah kematian ibu sebesar 10,07 kali lipat dan akan meningkatkan jumlah kematian neonatal sebesar 10,03 kalinya dengan asumsi variabel lain konstan.
3. Peningkatan persentase KN lengkap (X_3) sebesar 10% akan menurunkan jumlah kematian ibu sebesar 9,94 kali lipat dan akan menurunkan jumlah kematian neonatal sebesar 9,91 kalinya dengan asumsi variabel lain konstan.
4. Peningkatan persentase bayi diberi ASI eksklusif (X_4) sebesar 10% akan menurunkan jumlah kematian ibu sebesar 9,90 kali lipat dan akan menurunkan jumlah kematian neonatal sebesar 9,94 kalinya dengan asumsi variabel lain konstan.
5. Peningkatan persentase kunjungan K4 (X_5) sebesar 10% akan meningkatkan jumlah kematian ibu sebesar 10,06 kali lipat dan akan meningkatkan jumlah kematian neonatal sebesar 10,07 kalinya dengan asumsi variabel lain konstan.

6. Peningkatan persentase ibu hamil mendapat TTD (X_6) sebesar 10% akan menurunkan jumlah kematian ibu sebesar 9,90 kali lipat dan akan menurunkan jumlah kematian neonatal sebesar 9,90 kalinya dengan asumsi variabel lain konstan.

Secara teori, hasil pemodelan diharapkan dapat menurunkan jumlah kematian ibu dan jumlah kematian neonatal apabila terjadi penambahan persentase pada setiap variabel prediktor. Pola hubungan antara variabel respon dengan prediktor yang bertentangan tidak dapat diabaikan begitu saja karena bisa jadi terdapat faktor penting yang berperan dalam hubungan tersebut, salah satunya adalah adanya *delay* pada hasil program kesehatan yang dibuat oleh pihak berwenang dalam rangka mengurangi jumlah kematian ibu dan jumlah kematian neonatal. Kendati demikian, hasil pemodelan dapat dijadikan sebagai informasi pendukung untuk memahami kondisi kematian ibu dan neonatal.

4. KESIMPULAN

Model BPGIGR menghasilkan variabel-variabel yang signifikan terhadap variabel jumlah kematian ibu dan jumlah kematian neonatal pada Kabupaten/Kota di Kalimantan, yaitu persentase posyandu aktif, persentase BBLR, persentase KN lengkap, persentase bayi diberi ASI eksklusif, persentase kunjungan K4 dan persentase ibu hamil mendapat TTD dengan kriteria kebaikan model $AICc = 9.719,092$.

5. DAFTAR PUSTAKA

1. Hilbe JM. Modeling Count Data. 2014.
2. Ghitany ME, Karlis D. An EM Algorithm for Multivariate Mixed Poisson. Applied Mathematical Sciences. 2012;6(137):6843–6856.
3. Widiari SM. Penaksiran Parameter dan Statistik Uji dalam Model Regresi Poisson Inverse Gaussian (PIG). 2016.
4. Wijaya SU. Pendugaan Parameter dan Pengujian Hipotesis pada Bivariate Poisson Inverse Gaussian Regression. 2017.
5. Barndorff-Nielsen OE, Blaesild P, Seshadri V. Multivariate distributions with generalized inverse gaussian marginals, and associated poisson mixtures. Canadian Journal of Statistics. 1992;20(2):109–120. doi:10.2307/3315462
6. Jorgensen B. Statistical Properties of the Generalized Inverse Gaussian Distribution. 1982.
7. Nugraha J. Metode Maksimum Likelihood Dalam Model Pemilihan Diskrit. 2017.
8. Tzougas G, Makariou D. The multivariate Poisson–Generalized Inverse Gaussian claim count regression model with varying dispersion and shape parameters. Risk Management and Insurance Review. 2022;1–17. doi:10.1111/rmir.12224
9. Auliahmi A, Purhadi P, Andari S. Parameter estimation and hypothesis testing of bivariate poisson generalized inverse gaussian regression model. AIP Conference Proceedings. 2025 Jul 15;3301(1):050005. doi: 10.1063/5.0263244
10. Bozdogan H. Akaike's Information Criterion and Recent Developments in Information Complexity. Journal of Mathematical Psychology. 2000;44:62–91. doi:10.1006/jmps.1999.1277
11. Dinas Kesehatan Provinsi Kalimantan Barat. Profil Kesehatan Provinsi Kalimantan Barat Tahun 2024. 2025.
12. Dinas Kesehatan Provinsi Kalimantan Timur. Profil Kesehatan Provinsi Kalimantan Timur Tahun 2024. 2025.



13. Dinas Kesehatan Provinsi Kalimantan Tengah. Profil Kesehatan Provinsi Kalimantan Tengah Tahun 2024. 2025.
14. Dinas Kesehatan Provinsi Kalimantan Utara. Profil Kesehatan Provinsi Kalimantan Utara Tahun 2024. 2025.