

PEMODELAN JUMLAH KEMATIAN BAYI DI JAWA BARAT DENGAN MENGGUNAKAN REGRESI ZERO INFLATED POISSON

Iftah Camelia Dyah Apriliyanti

Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Surabaya
e-mail: iftahcameliad@gmail.com

Ayunin Sofro

Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Surabaya
*e-mail: ayuninsofro@unesa.ac.id

Abstrak

Regresi Poisson sering digunakan untuk memodelkan data cacah, namun tidak lagi sesuai jika terjadi overdispersi dan excess zeros. Data kematian bayi di Jawa Barat tahun 2024 menunjukkan peningkatan dari 5.234 menjadi 5.533 kasus, dengan 87,8% terjadi pada usia neonatal. Salah satu penyebab utamanya adalah trauma lahir. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kematian bayi akibat trauma lahir dan menentukan model terbaik untuk data overdispersi dengan excess zeros. Data yang digunakan berasal dari Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat 2024. Variabel respon yang digunakan adalah jumlah kematian bayi akibat trauma lahir di Jawa Barat tahun 2024, dengan variabel prediktor mencakup cakupan kunjungan neonatal, cakupan persalinan yang terjadi di fasylanes, dan cakupan penanganan komplikasi kebidanan. Hasil analisis menunjukkan bahwa penanganan komplikasi kebidanan (x_4) berpengaruh signifikan. Setiap kenaikan 1% cakupan penanganan komplikasi menurunkan risiko kematian bayi akibat trauma lahir sebesar 0,512 kali.

Kata Kunci: Zero-Inflated Poisson, Trauma Lahir, Kematian Bayi, Excess Zeros, Overdispersi

Abstract

Poisson regression is often used to model discrete data, but it is not appropriate in the case of overdispersion and excess zeros. Data on infant deaths in West Java in 2024 shows an increase from 5,234 to 5,533 cases, with 87.8% occurring at neonatal age. One of the main causes is birth trauma. This study aims to identify the factors that influence the number of infant deaths due to birth trauma and determine the best model for overdispersion data with excess zeros. The data used comes from the 2024 West Java Provincial Health Profile. The response variable was the number of infant deaths due to birth trauma, with predictor variables including coverage of neonatal visits, delivery by health workers, and management of obstetric complications. The results of the analysis showed that the handling of obstetric complications (x_4) had a significant effect. Every 1% increase in complication coverage lowers the risk of infant death from birth trauma by 0.512 times.

Keywords: Zero-Inflated Poisson, Birth Trauma, Infant Death, Excess Zeros, Overdispersion

PENDAHULUAN

Regresi Poisson ialah salah satu metode analisis regresi yang seringkali digunakan untuk menggambarkan keterkaitan antara variabel respon berupa data cacah dengan variabel penjelas. Asumsi yang harus terpenuhi dalam melakukan pemodelan dengan regresi Poisson adalah *equidispersi*, yaitu kondisi dimana nilai ekspektasi atau mean dari variabel respon sama dengan variansnya(Agresti, 2015). Namun dalam penerapannya asumsi *equidispersi* seringkali tidak terpenuhi. Nilai varians pada data diskrit lebih besar dari nilai mean

(*overdispersi*) atau nilai varians lebih kecil dari nilai mean (*underdispersi*).

Salah satu faktor yang menyebabkan overdispersi adalah kondisi *excess zeros* yaitu kondisi dimana variabel respon memiliki banyak jumlah nilai nol. Untuk mengatasi hal ini, (Lambert, 1992) mengusulkan metode regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP). Penaksiran regresi ZIP dilakukan dengan pendekatan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan algoritma *Expectation-Maximization* (EM).

Penelitian sebelumnya yang menggunakan regresi ZIP diantaranya pernah dilakukan oleh Dona & Permadi, (2023) yang menganalisis faktor-faktor

yang memiliki dampak terhadap kejadian kebakaran di Kab. Sidoarjo. Penelitian lain juga pernah dilakukan oleh Weni Utomo et dkk., (2025) untuk mengidentifikasi faktor yang berdampak terhadap jumlah kejadian campak di Pulau Jawa, khususnya di Jawa Timur.

Pada studi ini, akan dianalisis faktor penjelas yang diduga dapat memberi dampak terhadap jumlah kasus kematian bayi khususnya pada masa neonatal yang diakibatkan oleh trauma lahir (*birth trauma*) di Jawa Barat pada tahun 2024. Berdasarkan data oleh Dinas Kesehatan Jawa Barat, angka kematian bayi di Jawa Barat tahun 2024 mengalami kenaikan dibandingkan tahun 2023. Dari yang awalnya sebanyak 5.234 kasus menjadi 5.533 kasus (Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Barat, 2025). Sebesar 87,8% kematian bayi terjadi pada usia neonatal atau 4.858 kasus. Adapun penyebab kematian neonatal diantaranya adalah trauma lahir (*birth trauma*). Trauma lahir merupakan cedera akibat trauma mekanik selama proses kelahiran yang merupakan hasil dari kombinasi kekuatan kontraksi, kompresi, rotasi, dan tarikan (Widiyati dkk., 2014).

Beberapa faktor pelayanan kesehatan maternal dan neonatal diduga memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah kematian neonatal akibat trauma lahir. Faktor-faktor tersebut antara lain adalah cakupan kunjungan neonatal lengkap, cakupan persalinan yang ditangani oleh tenaga kesehatan di fasilitas pelayanan kesehatan, cakupan penanganan komplikasi kebidanan pada ibu hamil.

Dari latar belakang yang telah diuraikan, tujuan dari studi ini adalah mengetahui faktor penjelas yang dapat mempengaruhi jumlah kasus kematian bayi akibat trauma lahir di Jawa Barat tahun 2024 serta mencari model terbaik yang sesuai untuk memodelkan data yang mengalami *overdispersi* dan *excess zeros*.

KAJIAN TEORI

GENERALIZED LINEAR MODEL

Generalized Linear Model (GLM) merupakan pengembangan dari model linear yang digunakan untuk memodelkan data dengan distribusi probabilitas yang beragam selain distribusi Poisson, seperti distribusi Binomial, Multinomial dan distribusi lainnya (Agresti, 2015). Terdapat tiga komponen dalam struktur GLM diantaranya adalah

- Komponen acak berisi variabel respon y dengan pengamatan independen yang memiliki fungsi kepadatan peluangnya mengikuti distribusi keluarga eksponensial
- Prediktor linear yang meliputi kombinasi linier variabel prediktor x_i dengan koefisien regresi β yang menghasilkan penduga linier (η) yang dinyatakan dengan $\eta_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$. Dengan \mathbf{x}_i^T merupakan vektor baris $1 \times p$, dan $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor kolom $p \times 1$ dari parameter model.
- Fungsi Penghubung yang mengaitkan komponen acak dengan prediktor linier. GLM menghubungkan η_i dengan μ_i dengan $\eta_i = g(\mu_i)$ yang dapat dinyatakan dengan

$$g(\mu_i) = \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik}, \text{ dengan } i = 1, \dots, n. \quad (1)$$

REGRESI POISSON

Regresi Poisson termasuk ke dalam salah satu bentuk khusus dari GLM. GLM yang umum digunakan untuk data hitung adalah model regresi Poisson dengan fungsi penghubung logaritma (Purhadi et al., 2015). Regresi Poisson digunakan untuk memodelkan variabel respon berupa data cacah yang memenuhi asumsi equidispersi, di mana nilai varians sama dengan nilai rata-ratanya. Model regresi Poisson dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$\ln(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \quad (2)$$

y_i merupakan variabel respon ke- i yang mengikuti distribusi Poisson, μ_i adalah rata-rata dari variabel respon, $\mathbf{x}_i^T = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]$ merupakan variabel respon vektor baris yang berisi variabel prediktor, dan $\boldsymbol{\beta}$ merupakan vektor kolom yang berisi parameter yang dipenaksiran.

PERMASALAHAN PADA REGRESI POISSON

Model regresi Poisson digunakan untuk menganalisis data cacah yang diasumsikan mengikuti distribusi Poisson dimana nilai rata-rata dan variansnya sama (equidispersi). Namun seringkali pada data diskrit ditemukan nilai variasi lebih besar dari rata-rata ($\text{Var}(y_i) > E(y_i)$) yang disebut sebagai overdispersi (Hilbe, 2011). Overdispersi dapat dideteksi dengan rumus berikut:

$$\phi = \frac{\chi^2}{\text{derajat bebas}} \quad (3)$$

Dengan χ^2 adalah *Pearson's chi Square*. Statistik *Pearson's Chi Square* (χ^2) dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu_i)}{Var(\mu_i)} \quad (4)$$

Data dikatakan mengalami overdispersi ketika nilai $\phi > 1$.

EXCESS ZEROS

Salah satu kendala dalam regresi Poisson ialah munculnya nilai nol yang berlebihan (*Excess Zeros*). Suatu data dikatakan mengalami *Excess Zeros* ketika persentase nilai nol lebih tinggi ($> 50\%$) dibandingkan dengan keseluruhan data (Famoye & Singh, 2006). *Excess Zeros* dapat mempengaruhi akurasi inferensi, dalam situasi ini, regresi Poisson dan Binomial Negatif saja tidak lagi tepat untuk memodelkan data yang sebenarnya.

REGRESI ZERO INFLATED POISSON (ZIP)

Regresi ZIP digunakan untuk menangani data variabel respon yang memiliki banyak nilai nol sekaligus mengalami kondisi overdispersi. Nilai nol pada variabel respon diduga berasal dari dua kondisi yang berbeda. Kondisi pertama disebut *zero state* yang muncul dengan probabilitas π_i dan hanya menghasilkan observasi bernilai nol. Sedangkan kondisi kedua disebut *Poisson State*, yang terjadi dengan probabilitas $1 - \pi_i$ dan mengikuti distribusi binomial negatif. Mekanisme dua kondisi pada variabel y_i membentuk distribusi campuran dua kompone, sehingga diperoleh fungsi probabilitas sebagai berikut:

$$P(Y_i = y_i) = \begin{cases} \pi_i + (1 - \pi_i)e^{-\mu}, & y_i = 0 \\ \frac{(1 - \pi_i)e^{-\mu}\mu^{y_i}}{y_i!}, & y_i = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (5)$$

Di mana μ_i dan π_i merupakan parameter yang masing-masing dihubungkan dengan fungsi *link ln* dan logit yang ditunjukkan persamaan berikut:

- Model *Poisson state*

$$\ln(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \quad (6)$$

Sehingga μ_i dapat dituliskan sebagai:

$$\mu_i = e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}} \quad (7)$$

- Model *zero inflated state*

$$\text{logit}(\pi_i) = \ln\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma} \quad (8)$$

sehingga π_i dapat dituliskan sebagai:

$$\pi_i = \frac{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}}}{1 + e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}}} \quad (9)$$

PENAKSIRAN PARAMETER MODEL REGRESI ZIP

Penaksiran parameter model regresi ZIP menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Fungsi *ln-likelihood* dari model regresi ZIP dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln(\beta, \gamma | y_i) \\ = \begin{cases} \sum_{i=1}^n \ln(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}} + e^{-e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}}) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}}), & y_i = 0 \\ \sum_{i=1}^n y_i \ln(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}) - (e^{-e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}}) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}}) - \sum_{i=1}^n \ln y_i!, & y_i > 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

Penjumlahan fungsi *ln-likelihood* pada persamaan 10 menyebabkan proses perhitungan menjadi sulit, karena ketika pengamatan bernilai nol ($y_i = 0$), tidak dapat diketahui nilai 0 tersebut berasal dari kondisi *zero state* atau *Poisson state*, sehingga fungsi *likelihood* tersebut tidak dapat dituntaskan dengan pendekatan numerik konvensional. Oleh karena itu, proses pemaksimalan fungsi *likelihood* dilakukan menggunakan algoritma *Expectation Maximization* (EM). Sebelum melakukan tahap EM, variabel y didefinisikan ulang dengan variabel laten z , sebagai berikut:

$$z = \begin{cases} 1, & \text{ketika } y_i = 0 \\ 0, & \text{ketika } y_i > 0 \end{cases}$$

Selanjutnya proses penaksiran parameter dilanjutkan dengan algoritma EM.

UJI SIGNIFIKANSI PARAMETER SIMULTAN

Pengujian signifikansi masing-masing parameter dilakukan dengan *Likelihood Ratio Test* (LRT), dengan prosedur sebagai berikut:

- Hipotesis

$$H_0: \beta_1 = \dots = \beta_k = \gamma_1 = \dots = \gamma_p$$

H_1 : Minimum terdapat satu $\beta_j \neq 0$ atau $\gamma_j \neq 0$

- Statistik uji

$$G = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\theta})}{L(\bar{\theta})} \right] \quad (11)$$

Kriteria pengujian tolak H_0 jika nilai $G > \chi^2_{\alpha,p}$ atau nilai $p-value < \alpha$ yang bermakna bahwa minimal ada satu variabel yang memiliki dampak terhadap variabel respon.

UJI SIGNIFIKANSI PARAMETER PARSIAL

Pengujian parameter secara parsial dilakukan dengan dengan uji Wald, dengan prosedur sebagai berikut:

- Hipotesis

$$H_0: \beta_k = 0 \text{ atau } \gamma_k = 0$$

$H_1: \beta_k \neq 0 \text{ atau } \gamma_k \neq 0$

2. Statistik uji

$$W = \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \quad (12)$$

Dengan $\hat{\beta}_k$ adalah parameter ke-k dan $SE(\hat{\beta}_k)$ adalah *standard error* dari parameter ke-k.

$$W = \frac{\hat{\gamma}_k}{SE(\hat{\gamma}_k)} \quad (13)$$

Dengan $\hat{\gamma}_k$ adalah parameter ke-k dan $SE(\hat{\gamma}_k)$ adalah *standard error* dari parameter ke-k.

Kriteria pengujian tolak H_0 ketika nilai statistik uji $W > Z_{\alpha/2}$ yang berarti parameter ke-k memiliki pengaruh terhadap model.

PEMILIHAN MODEL TERBAIK

Model terbaik ditentukan berdasarkan kriteria *Akaike's Information Criterion* (AIC).

$$AIC = -2 \ln L(\hat{\beta}) + 2p \quad (14)$$

$L(\hat{\beta})$ menyatakan nilai *likelihood* dan p menyatakan banyaknya parameter. Model dengan nilai AIC paling kecil dinyatakan sebagai model paling baik.

METODE

DATA PENELITIAN

Studi ini menggunakan data yang diperoleh melalui publikasi Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat 2024 yang dirilis oleh Dinkes Provinsi Jawa Barat. Variabel respon (y) yang dikaji pada studi ini adalah jumlah kematian bayi akibat trauma lahir. Adapun variabel penjelas (x) yang digunakan antara lain adalah persentase cakupan kunjungan neonatal lengkap (x_1), persentase cakupan kunjungan neonatal (x_2), persentase cakupan persalinan oleh tenaga kesehatan (x_3), persentase cakupan penanganan komplikasi kebidanan pada ibu hamil (x_4).

RANCANGAN PENELITIAN

Rancangan penelitian disusun untuk menunjang pencapaian tujuan dari penelitian. Langkah pertama dalam penelitian ini adalah melakukan analisis statistika deskriptif terhadap data jumlah kasus kematian bayi akibat trauma lahir di Jawa Barat tahun 2024 serta terhadap data variabel prediktor yang diduga memengaruhi jumlah kasus kematian bayi akibat trauma lahir di Jawa Barat tahun 2024. Selanjutnya ialah melakukan pemeriksaan multikolinearitas, jika tidak terdeteksi multikolinearitas pada variabel prediktor, maka

langkah selanjutnya adalah pemeriksaan overdispersi yang dilakukan dengan metode *Pearson Chi Square*. Selanjutnya dilakukan penaksiran parameter model Poisson untuk mengidentifikasi karakteristik awal data dan sebagai pembanding model lain dalam menangani keterbatasan model Poisson. Kemudian dilakukan pemeriksaan *Excess Zeros*. Apabila pada variabel respon terdapat lebih dari 50% data yang bernilai nol, maka dapat dikatakan variabel respon mengalami *Excess Zeros*. Langkah selanjutnya akan dilakukan penaksiran parameter regresi ZIP. Setelah didapatkan hasil penaksiran parameter dari regresi ZIP, dilanjutkan dengan pengujian pengaruh parameter model regresi secara simultan serta individual. Pengujian pengaruh parameter secara simultan dilakukan dengan uji G, adapun uji parameter secara individual dilakukan dengan uji Wald. Setelah mendapatkan hasil pengujian signifikansi parameter, dilakukan interpretasi hasil.

HASIL DAN PEMBAHASAN

STATISTIKA DESKRIPTIF

Hasil tinjauan statistika deskriptif dari variabel penjelas yang digunakan disajikan sebagai berikut:

Tabel 1. Statistika Deskriptif Variabel Prediktor

Variabel	Rata-rata	Minimum	Maximum
x_1	98,82	96,37	101,56
x_2	100,04	97,20	109,25
x_3	88,08	65,47	104,36
x_4	108,34	62,80	169,20

PEMERIKSAAN MULTIKOLINEARITAS

Hasil pemeriksaan multikolinearitas pada empat variabel prediktor ditunjukkan sebagai berikut:

Tabel 2. Pemeriksaan Multikolinearitas

Variabel Prediktor	Nilai VIF
x_1	2,1171
x_2	2,4120
x_3	1,1799
x_4	1,2587

Berdasarkan tabel tersebut dapat dilihat nilai VIF dari setiap variabel prediktor < 10, sehingga dapat dinyatakan tidak terjadi multikolinearitas.

PEMERIKSAAN OVERDISPERSI

Hasil pemeriksaan overdispersi disajikan pada tabel berikut:

Tabel 3. Pemeriksaan overdispersi

Kriteria	Nilai	Db	Rasio
Pearson	43,6938	22	1,9860
Chi Square			

Rasio yang dihitung dari pembagian nilai Pearson's Chi Square dengan derajat bebasnya didapatkan sebesar 1,9346 di mana nilai tersebut yang >1 , maka dapat dikatakan tolak H_0 yang bermakna data jumlah kematian bayi pada usia neonatal akibat trauma lahir mengalami overdispersi.

PENAKSIRAN PARAMETER REGRESI POISSON

Hasil penaksiran parameter regresi Poisson disajikan pada tabel berikut:

Tabel 4. Penaksiran parameter regresi poisson

Parameter	Penaksira n	Std. Error	Za-value	P-value
β_0	23,8168	22,0632	1,079	0,280
β_1	-0,1733	0,2966	-0,584	0,559
β_2	-0,1001	0,2670	-0,375	0,708
β_3	0,0281	0,0235	1,196	0,232
β_4	0,0027	0,0102	0,271	0,786

Berdasarkan tabel 4, dapat dibentuk model regresi Poisson sebagai berikut:

$$\ln(\hat{\mu}_i) = 23,8168 - 0,1733x_1 - 0,1001x_2 + 0,0281x_3 + 0,0027x_4$$

Dapat dilihat pada kolom *p-value* tabel 4, untuk setiap variabel prediktor mempunyai nilai *p-value* $>0,05$, sehingga dapat dikatakan bahwa tidak ada variabel penjelas yang memiliki dampak terhadap jumlah kematian neonatal akibat trauma lahir.

PEMERIKSAAN EXCESS ZEROS

Hasil pemeriksaan *excess zeros* disajikan sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Pemeriksaan Excess Zeros

Variabel Respon	Frekuensi	Persentase
0	17	62,96%
1	7	25,92%
2	1	0,03%
4	2	0,07%

Dari tabel 5, dapat dilihat bahwa variabel respon mengalami masalah *excess zeros* dengan persentase nilai nol pada variabel respon sebesar 62,96%.

PENAKSIRAN PARAMETER REGRESI ZERO INFLATED POISSON

Karena data pengamatan yang kecil, penaksiran parameter awal yang dibentuk dengan memasukkan

seluruh variabel prediktor (x_1, x_2, x_3 dan x_4) ke dalam bagian *zero-inflated* (logit). Namun hasil menunjukkan terdapat masalah pada model tersebut yang menandakan bahwa hasil penaksiran model tidak stabil. Sehingga, untuk mendapatkan model regresi Zero Inflated Poisson dengan kombinasi variabel terbaik, maka dilakukan metode *stepwise*. Hasil pemilihan model terbaik menggunakan metode *stepwise*:

Tabel 6. Pemilihan model terbaik dengan *stepwise*:

Kombinasi Variabel	AIC
x_2, x_4	60,76253
x_1, x_4	60,98711
x_2, x_3, x_4	62,52361
x_2, x_3	69,62630
x_1, x_2	69,62756
x_1, x_3	69,63027
x_1, x_2, x_3	71,24630

Model dengan kombinasi variabel terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil, di mana dapat dilihat pada tabel 6, nilai AIC terkecil diperoleh dari kombinasi variabel x_2, x_4 sebesar 60,76253. Selanjutnya ditunjukkan hasil penaksiran parameter model regresi ZIP pada tabel berikut:

Tabel 7. Hasil Penaksiran Parameter Regresi ZIP

Paramete r	Penaksira n	Std. Error	Z-valu e	P-value
β_0	0,3520	25,9301	0,014	0,9892
β_1	-0,1167	0,3183	-0,367	0,7139
β_2	-0,0093	0,3965	-0,023	0,9814
β_3	0,0570	0,0333	1,712	0,0869
β_4	-0,0669	0,0219	-3,054	0,0023 *
γ_0	-62,2247	219,582 5	-0,283	0,777
γ_2	0,4531	2,3152	0,196	0,845
γ_4	0,1442	0,1307	1,103	0,270

Berdasarkan tabel tersebut dapat dibentuk model regresi ZIP sebagai berikut:

1. Model Poisson State

$$\ln(\hat{\mu}_i) = 0,3520 - 0,1167x_1 - 0,0093x_2 + 0,0570x_3 + 0,0669x_4$$

2. Model Zero Inflation State

$$\log(\hat{\pi}_i) = -61,2247 + 0,4531x_2 + 0,1442x_4$$

UJI SIGNIFIKANSI PARAMETER SIMULTAN

Hasil uji parameter secara simultan dengan uji G diperoleh nilai G sebesar 15,56. Dengan kriteria pengujian tolak H_0 ketika $G > \chi^2_{\alpha,p}$ dengan $p = 4$ dan

$\alpha = 0,05$. Diperoleh $15,56 > 9,48$, sehingga keputusannya adalah tolak H_0 yang bermakna ada setidaknya satu variabel penjelas yang memiliki pengaruh terhadap variabel respon.

UJI SIGNIFIKANSI PARAMETER PARSIAL

Uji Wald dilakukan dengan membagi nilai penaksiran parameter dengan standar errornya. Kriteria pengujian adalah tolak H_0 ketika $|W| > Z_{\alpha/2}$ atau ketika $p - value < \alpha = 0,05$. Dapat dilihat pada tabel 7, variabel prediktor yang memiliki nilai p-value kurang dari α adalah variabel persentase cakupan penanganan komplikasi kebidanan ibu hamil (x_4).

PEMILIHAN MODEL TERBAIK

Di bawah ini disajikan tabel yang memuat nilai AIC dari setiap model:

Tabel 8. Nilai AIC untuk setiap model

Model	AIC
Regresi Poisson	70,9238
Regresi Zero Inflated Poisson	60,7625

Berdasarkan tabel 8, nilai AIC terkecil diperoleh dari model regresi ZIP. Sehingga dapat dinyatakan bahwa model terbaik dalam penelitian ini adalah model regresi ZIP.

INTERPRETASI

Berdasarkan uji parameter secara parsial pada model regresi ZIP, hanya parameter yang signifikan saja yang diinterpretasikan yaitu x_4 atau persentase cakupan penanganan komplikasi kebidanan ibu hamil pada model ln.

Nilai koefisien persentase cakupan penanganan komplikasi kebidanan ibu hamil (x_4) pada model ln adalah sebesar $-0,0669$, yang memiliki makna apabila terjadi peningkatan cakupan penanganan komplikasi kebidanan ibu hamil sebesar 1% dapat menyebabkan penurunan jumlah kasus kematian bayi akibat trauma lahir sebesar $e^{-0,0669} = 0,512$ kali.

PENUTUP

SIMPULAN

Model regresi ZIP dapat dituliskan sebagai berikut:

1. Model Poisson State

$$\ln(\hat{\mu}_i) = 0,3520 - 0,1167x_1 - 0,0093x_2 + 0,0570x_3 + 0,0669x_4$$

2. Model Zero Inflation State

$$\log(\hat{\pi}_i) = -61,2247 + 0,4531x_2 + 0,1442x_4$$

Berdasarkan hasil uji parameter secara individual diperoleh bahwa variabel penjelas yang memiliki pengaruh terhadap variabel jumlah kematian bayi akibat trauma lahir di Jawa Barat tahun 2024 adalah persentase cakupan penanganan komplikasi kebidanan ibu hamil.

SARAN

Saran yang direkomendasikan untuk penelitian selanjutnya yaitu dapat dilakukan komparasi dengan metode lain, serta menambahkan variabel prediktor yang lebih berkaitan dengan data kasus kematian bayi akibat trauma lahir sehingga dapat diketahui penyebab atau faktor yang berpengaruh signifikan.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (n.d.). *Foundations of Linear and Generalized Linear Models Wiley Series in Probability and Statistics*.
- Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Barat. (2025). *Profil Kesehatan Jawa Barat 2024*. Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Barat.
- Dona, F. R., & Permadi, H. (2023). *Zero-inflated poisson regression untuk memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi terjadinya kebakaran di kabupaten Sidoarjo*. <https://doi.org/https://doi.org/10.17977/um067v2i112022p6>
- Famoye, F., & Singh, K. P. (2006). Zero-Inflated Generalized Poisson Regression Model with an Application to Domestic Violence Data. In *Journal of Data Science* (Vol. 4).
- Lambert, D. (1992). Zero-Inflated Poisson Regression, With an Application to Defects in Manufacturing. *Technometrics*, 34(1), 1–14, 34, 1–14.
- Purhadi, Dewi, Y. S., & Amaliana, L. (2015). Zero inflated poisson and geographically weighted zero-inflated poisson regression model: Application to elephantiasis (Filariasis) counts data. *Journal of Mathematics and Statistics*, 11(2), 52–60. <https://doi.org/10.3844/jmssp.2015.52.60>
- Weni Utomo, C. R. W. S., Efendi, A., Wayan, N., Wardhani, S., Utomo, C. R. W. S. W., Efendi, A., & Wardhani, N. W. S. (2025). ZERO INFLATED POISSON REGRESSION MODELS TO ANALYZE FACTORS THAT INFLUENCE THE NUMBER OF MEASLES CASE IN JAVA. *BAREKENG: J. Math. & App.*, 19(2), 721–0732. <https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss2pp0721-0732>
- Widiyati, M., Wibowo, S. W., & Haksari, E. L. (2014). Faktor Risiko Trauma Lahir. *Sari Pediatri*, 15, 294–300.