

# Modeling Infant Mortality in West Pasaman Regency With Negative Binomial Regression to Overcome Overdispersion

Vinna Sulvia, Fitri Mudia Sari\*, Dina Fitria

Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

\*Corresponding author: [fitrimudiasari@fmipa.unp.ac.id](mailto:fitrimudiasari@fmipa.unp.ac.id)

Submitted : 26 September 2025

Revised : 13 November 2025

Accepted : 01 Desember 2025

## ABSTRACT

*Infant mortality serves as a vital indicator of public health and an essential benchmark of development progress. Although the general trend shows a decline, several sub-districts in West Pasaman Regency continue to report relatively high infant mortality rates, raising concerns about the effectiveness of current health services. This study seeks to examine the determinants of infant mortality using count data regression models. The data were obtained from the publication West Pasaman Regency in Figures 2025 by Statistics Indonesia (BPS), consisting of one response variable, the number of infant deaths, and five independent variables: the percentage of Low Birth Weight (LBW), the proportion of deliveries assisted by medical personnel, the proportion of pregnant women enrolled in the K4 program, the number of health workers, and the number of health facilities. The initial analysis employed a Poisson regression model, which assumes equidispersion, but the results revealed evidence of overdispersion. To address this issue, negative binomial regression was adopted as an alternative approach. Model evaluation using the Akaike Information Criterion (AIC) and the Likelihood Ratio Test confirmed that the negative binomial regression provided a better fit than Poisson regression. The results indicate that the percentage of LBW and the number of health facilities significantly influence infant mortality. Low birth weight (LBW) had a positive association with infant mortality, consistent with theory, while the positive effect of health facilities differed from expectations, possibly due to issues of quality, distribution, or reverse causality. These findings emphasize the need to strengthen maternal nutrition programs, improve monitoring of antenatal care, and enhance evaluation of health facility performance.*

**Keywords:** Infant Mortality, Negative Binomial Regression, Overdispersion, Poisson Regression.



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Kesehatan adalah indikator paling penting terutama dalam melihat seberapa baik kualitas hidup masyarakat. Salah satu isu krusial yang masih dihadapi saat ini adalah banyaknya bayi yang meninggal saat baru lahir. Beberapa penyebab kematian bayi mencakup tingginya proporsi bayi lahir dengan berat badan rendah, persalinan tidak dibantu tenaga kesehatan, keterbatasan sarana dan tenaga kesehatan, serta pelaksanaan program K4 yang belum berjalan dengan baik (Kementerian Kesehatan, 2023).

Permasalahan ini selaras dengan perhatian global melalui agenda *Sustainable Development Goals* (SDGs), yang menargetkan berakhirnya kematian balita yang dapat dicegah pada tahun 2030. Secara khusus, SDGs menetapkan target penurunan angka kematian bayi baru lahir turun menjadi maksimal 12 dari setiap 1000 bayi yang lahir hidup, serta angka kematian anak di bawah lima tahun menjadi maksimal 25 dari setiap 1000 kelahiran hidup (BAPPENAS, 2024). Target tersebut menunjukkan bahwa permasalahan kematian bayi bukan hanya tantangan nasional, tetapi juga bagian dari komitmen internasional dalam mewujudkan derajat kesehatan yang lebih baik.

Di tingkat daerah, Kabupaten Pasaman Barat masih menghadapi tantangan serius terkait tingginya jumlah kematian bayi. Data Badan Pusat Statistik yang dipublikasikan pada tahun 2024 dan 2025 menunjukkan bahwa meskipun terjadi penurunan dari tahun 2023 ke 2024, beberapa kecamatan justru mengalami peningkatan kasus, sehingga tetap terdapat wilayah dengan jumlah kematian bayi relatif tinggi. Kondisi ini memperlihatkan adanya kesenjangan antar kecamatan yang perlu mendapatkan perhatian khusus, serta menekankan perlunya analisis mendalam terhadap faktor-faktor yang dianggap memengaruhi kematian bayi di wilayah tersebut (BPS Pasaman Barat, 2024) & (BPS Pasaman Barat, 2025).

Berbagai penelitian sebelumnya telah memanfaatkan pendekatan statistik untuk menganalisis determinan kematian bayi. Wardani & Wulandari (2020) menggunakan regresi Binomial Negatif di Kabupaten Jombang, Adelia, (2024) menerapkan regresi Poisson Invers Gaussian di Provinsi Sumatera Utara, Fitri et al. (2021) menggunakan regresi Binomial Negatif untuk kasus serupa, dan Sari et al. (2021) menerapkan metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) untuk menganalisis masalah kematian bayi di Provinsi Sumatera Barat. Hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa metode regresi untuk data *count* relevan digunakan. Namun, regresi Poisson sering kali terbatas karena asumsi equidispersi jarang terpenuhi, sehingga regresi Binomial Negatif lebih tepat dalam mengatasi masalah overdispersi [9]. Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan kedua pendekatan tersebut untuk memperoleh model yang paling tepat dalam menjelaskan faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kematian bayi di Kabupaten Pasaman Barat. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh persentase berat badan bayi lahir rendah ( $X_1$ ), persentase persalinan dengan tenaga medis ( $X_2$ ), persentase ibu hamil yang menjalankan program K4 ( $X_3$ ), jumlah tenaga kesehatan ( $X_4$ ), dan jumlah sarana kesehatan ( $X_5$ ) terhadap jumlah kematian bayi ( $Y$ ). Pendekatan regresi binomial negatif digunakan untuk mengatasi permasalahan overdispersi sehingga model yang dihasilkan diharapkan lebih akurat dan mampu menggambarkan kondisi sebenarnya di Kabupaten Pasaman Barat.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi Kabupaten Pasaman Barat dalam Angka 2025 yang diterbitkan oleh BPS Kabupaten Pasaman Barat dan dapat diakses melalui laman resmi BPS. Variabel penelitian pada kasus ini terdiri dari variabel dependen dan independen. Variabel-variabel dalam penelitian ini sajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

| Variabel | Keterangan                                  |
|----------|---|
| $Y$      | Jumlah Kematian Bayi                        |
| $X_1$    | Persentase Berat Badan Bayi Lahir Rendah    |
| $X_2$    | Persentase Persalinan dengan Tenaga Medis   |
| $X_3$    | Persentase Ibu Hamil Menjalankan Program K4 |
| $X_4$    | Jumlah Tenaga Kesehatan                     |
| $X_5$    | Jumlah Sarana Kesehatan                     |

### B. Teknik Analisis Data

1. Melakukan eksplorasi data untuk memahami pola awal dan melihat penyebaran variabel.

2. Melakukan uji distribusi data

Distribusi data diuji menggunakan *Goodness of Fit Test* untuk menilai apakah data mengikuti distribusi Poisson atau tidak. Pengujian ini dilakukan dengan metode Kolmogorov-Smirnov. Hipotesis yang digunakan yaitu:

$H_0$  : Data berasal dari populasi berdistribusi Poisson

$H_1$  : Data tidak berasal dari populasi berdistribusi Poisson

Persamaan uji Kolmogorov-Smirnov dinyatakan sebagai berikut :

$$L = |F(z_i) - S(z_i)|; z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{sd} \quad (1)$$

dengan :

$F(z_i)$  = peluang teoritis nilai-nilai  $\leq z_{hit}$  ( $P(Z \leq z_{hit})$ )

$S(z_i)$  = frekuensi kumulatif empiris nilai-nilai  $\leq z_{hit}$  ( $P(Z \leq z_{hit})$ )

Pengambilan keputusannya yaitu membandingkan  $p-value$  terhadap tingkat signifikansi  $\alpha$  (0.05). Kriteria pengujinya yaitu  $H_0$  ditolak jika  $p-value < \alpha$  [10].

3. Melakukan uji multikolinearitas

Multikolinearitas yaitu kondisi ketika antar variabel independen memiliki hubungan yang sangat kuat dalam model regresi. Kondisi ini bisa dilihat dari nilai VIF (*Variance Inflation Factor*). Variabel dinyatakan mengalami

multikolinearitas jika nilai VIF yang dihasilkan lebih dari 10. Persamaan mencari nilai VIF untuk variabel ke-*j* adalah :

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

$R_j^2$  adalah nilai koefisien determinasi yang mengindikasikan sejauh mana variabel  $x_j$  bisa dijelaskan oleh variabel lain yang bersifat independen dalam model [11].

#### 4. Melakukan pemodelan menggunakan metode regresi Poisson

Regresi Poisson adalah salah satu jenis regresi nonlinier yang didasarkan pada distribusi Poisson dan umumnya digunakan untuk menganalisis data berbentuk hitungan (*count data*). Model ini memiliki beberapa asumsi penting, diantaranya :

- a. Antar variabel independen tidak terjadi multikolinearitas
  - b. Memenuhi asumsi equidispersi, yaitu nilai ragam ( $Var(Y)$ ) sama dengan nilai harapan [ $E(Y)$ ] [12].
- Menurut Begg (2009) bentuk umum dari regresi Poisson dapat dituliskan sebagai:

$$\eta_i = \ln(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_p x_{ip} \quad (3)$$

Keterangan :

$\eta_i$  : fungsi penghubung

$\mu_i$  : nilai tengah variabel dependen ke-*i*

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  : koefisien regresi variabel independen

$x_{ip}$  : nilai variabel independen ke-*j* pada pengamatan ke-*i*

#### 5. Melakukan uji overdispersi

Menurut Begg (2009) overdispersi adalah kondisi ketika varians dari data ( $Var(Y)$ ) lebih besar dibandingkan dengan nilai rata-ratanya [ $E(Y)$ ]. Kondisi ini dapat diuji menggunakan rasio dispersi ( $\phi$ ), yaitu perbandingan antara nilai statistik chi-kuadrat ( $\chi^2$ ) dengan derajat bebas ( $db$ ). Persamaannya adalah sebagai berikut :

$$\phi = \frac{\chi^2}{db} \quad (4)$$

dengan :

$$db = N - p$$

Keterangan :

$N$  : jumlah data

$p$  : jumlah parameter dalam model

Jika nilai  $\phi > 1$ , maka model tersebut dinyatakan mengalami overdispersi. Nilai chi-kuadrat ( $\chi^2$ ) pada regresi Poisson dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut :

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(y_i - E(Y))^2}{Var(Y)}$$

Keterangan :

$y_i$  : nilai pengamatan ke-*i* dari variabel dependen

$E(Y)$  : nilai ekspektasi (mean) dari variabel dependen

$Var(Y)$  : varians dari variabel dependen.

#### 6. Melakukan pemodelan dengan regresi Binomial Negatif

Distribusi Binomial Negatif memiliki nilai ekspektasi  $E(Y) = \mu$  dan varians  $Var(Y) = \mu + \mu^2 \alpha$  [14]. Menurut Begg (2009), bentuk umum regresi Binomial Negatif sama seperti regresi Poisson yaitu :

$$\eta_i = \ln(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_p x_{ip} \quad (5)$$

Keterangan :

$\eta_i$  : fungsi penghubung

$\mu_i$  : nilai rata-rata variabel dependen ke-*i*

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  : koefisien regresi variabel independen ke-1 sampai ke- *p*

$x_{ip}$  : nilai variabel independen ke- $j$  pada pengamatan ke- $i$

7. Melakukan pengujian model dengan uji wald

Uji wald digunakan untuk mengevaluasi apakah setiap variabel independen dalam model memiliki pengaruh yang signifikan atau tidak. Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0 : \beta_j = 0, \text{ untuk } j = 1, 2, \dots \text{(variabel independen ke-}j\text{ tidak berpengaruh signifikan)}$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0 \text{ (variabel independen ke-}j\text{ berpengaruh signifikan)}$$

Persamaan statistik pada uji wald adalah :

$$W_j = \left( \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \right)^2 \quad (6)$$

Kriteria pengambilan keputusannya adalah tolak  $H_0$  jika  $p - value < \alpha$  atau jika nilai  $W_j > \chi^2(\alpha, 1)$  [13]

8. Melakukan pengujian model dengan *Akaike Information Criterion* (AIC)

AIC digunakan sebagai dasar untuk membandingkan dan mengevaluasi seberapa baik suatu model statistik. Rumus AIC adalah:

$$AIC = -2 \ln L(\hat{\theta}) + 2p \quad (7)$$

dengan  $L(\hat{\theta})$  merupakan nilai likelihood dari model dan  $p$  jumlah parameter. Jika nilai AIC semakin rendah, maka model dianggap lebih efisien dalam menggambarkan data serta memberikan hasil yang lebih sesuai. [15]

9. Melakukan pengujian model dengan *Likelihood Ratio* (LR)

Menurut Hilbe (2011) uji LR digunakan untuk membandingkan dua model regresi, yaitu regresi Poisson dan regresi Binomial Negatif. Tujuannya untuk melihat apakah model Binomial Negatif memberikan hasil yang lebih sesuai dibandingkan dengan model Poisson. Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0: k = 0 \text{ (model regresi Poisson lebih sesuai dibandingkan dengan model regresi Binomial Negatif)}$$

$$H_1: k \neq 0 \text{ (model regresi Binomial Negatif lebih sesuai dibandingkan dengan model regresi Poisson)}$$

Statistik ujinya dirumuskan sebagai :

$$T = 2(\hat{L}_{BN} - \hat{L}_{poisson}) \quad (8)$$

dengan  $\hat{L}_{BN}$  adalah nilai *log-likelihood* dari model Binomial Negatif dan  $\hat{L}_{poisson}$  adalah nilai *log-likelihood* dari model Poisson

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Eksplorasi Data

##### 1. Statistika Deskriptif

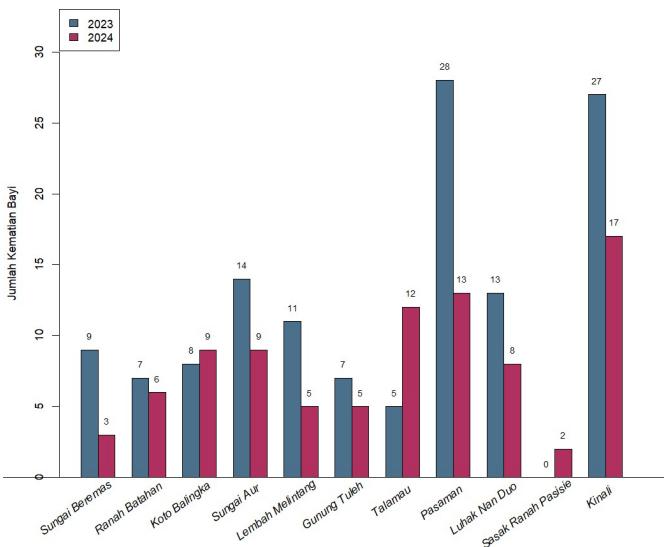
**Tabel 2.** Deskripsi Data Penelitian

| Variabel | Minimum | Maksimum | Mean  | Standar Deviasi |
|----------|---------|----------|-------|-----------------|
| $Y$      | 2.0     | 17.0     | 8.0   | 4.669           |
| $X_1$    | 2.267   | 8.085    | 5.062 | 1.948           |
| $X_2$    | 99.02   | 100.0    | 99.74 | 0.384           |
| $X_3$    | 25.30   | 75.67    | 57.40 | 15.791          |
| $X_4$    | 60.0    | 358.0    | 163.8 | 101.889         |
| $X_5$    | 26.00   | 104.00   | 61.91 | 24.736          |

Tabel 2 menghasilkan bahwa jumlah kematian bayi ( $Y$ ) di 11 kecamatan memiliki variasi yang cukup besar antara wilayah. Beberapa variabel independen seperti persentase bayi dengan berat badan lahir rendah ( $X_1$ ), persentase ibu hamil yang mengikuti program K4 ( $X_3$ ) dan jumlah tenaga kesehatan ( $X_4$ ) menunjukkan sebaran data yang lebar. Hal ini menunjukkan adanya perbedaan kondisi kesehatan dan fasilitas kesehatan antar kecamatan. Variabel persentase persalinan dengan tenaga medis ( $X_2$ ) relatif stabil dengan nilai yang hampir mendekati 100%, ini

menunjukkan bahwa variabel tersebut tidak terlalu berpengaruh dalam menjelaskan variasi jumlah kasus kematian bayi antar kecamatan.

## 2. Grafik Perbandingan Jumlah Kematian Bayi di Kabupaten Pasaman Barat Tahun 2023 dan 2024



Gambar 1. Diagram Perbandingan Jumlah Kematian Bayi di Kabupaten Pasaman Barat Tahun 2023 dan 2024

Grafik 1 menggambarkan perbandingan jumlah kematian bayi per kecamatan di Kabupaten Pasaman Barat tahun 2023 dan 2024. Secara umum, sebagian besar kecamatan di Kabupaten Pasaman Barat mengalami penurunan kasus jumlah kematian bayi. Beberapa kecamatan justru mengalami peningkatan, seperti Kecamatan Talamau dan Koto Balingka. Kondisi ini menunjukkan adanya perbedaan dinamika antar kecamatan, sehingga daerah dengan lonjakan kasus kematian bayi perlu mendapatkan perhatian khusus dan mendapatkan solusi serta upaya penurunan jumlah kasus kematian bayi di Kabupaten Pasaman Barat.

### B. Goodness Of Fit

Tabel 3. Uji Kolmogorov-Smirnov

| Kolmogorov-Smirnov | P-Value |
|--------------------|---------|
| 0.209              | 0.723   |

Tabel 3 menunjukkan bahwa dengan menggunakan persamaan (1) diperoleh  $p\text{-value}$  sebesar 0.723, karena nilai tersebut melebihi taraf signifikansi  $\alpha = 5\%$ , maka keputusannya gagal tolak  $H_0$ . Sehingga, dapat disimpulkan bahwa jumlah kematian bayi di Kabupaten Pasaman Barat mengikuti distribusi Poisson.

### C. Pengujian Multikolinieritas

Pengujian multikolinieritas menggunakan persamaan (2) dengan *Variance Inflation Factor* (VIF) . Berdasarkan Tabel 4, nilai VIF masing-masing variabel independen adalah :

Tabel 4. Nilai VIF Variabel Independen

| Variabel | Nilai VIF |
|----------|-----------|
| $X_1$    | 2.693211  |
| $X_2$    | 1.263633  |
| $X_3$    | 2.300560  |
| $X_4$    | 1.828489  |
| $X_5$    | 2.168172  |

Tabel 4 menunjukkan bahwa semua variabel independen memiliki nilai VIF di bawah 10. Ini mengindikasikan bahwa tidak ada tanda-tanda multikolinieritas antarvariabel sehingga seluruh variabel dapat digunakan dalam model regresi.

#### D. Pemodelan Kematian Bayi dengan Regresi Poisson

Hasil estimasi untuk semua variabel independen dengan menggunakan persamaan (3) disajikan pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Hasil Estimasi dan Uji Parsial Parameter

| Variabel  | Estimate | Std.Error | t-value | p-value |
|-----------|----------|-----------|---------|---------|
| Intercept | 31.114   | 38.081    | 0.817   | 0.4511  |
| $X_1$     | 0.193    | 0.118     | 1.633   | 0.1634  |
| $X_2$     | -0.318   | 0.384     | -0.827  | 0.4461  |
| $X_3$     | -0.002   | 0.011     | -0.151  | 0.8859  |
| $X_4$     | -0.0002  | 0.001     | -0.134  | 0.8983  |
| $X_5$     | 0.027    | 0.007     | 3.806   | 0.0126* |

Tabel 5 menunjukkan bahwa hanya jumlah sarana kesehatan ( $X_5$ ) yang memberikan pengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi di Kabupaten Pasaman Barat, dengan  $p\text{-value}$  0.0126 ( $< \alpha = 0.05$ ). Setiap penambahan satu sarana kesehatan justru meningkatkan jumlah kematian bayi sebesar 1.027 kali lipat dibandingkan kondisi sebelumnya. Temuan ini berlawanan dengan teori, di mana seharusnya peningkatan fasilitas kesehatan dapat menurunkan jumlah kematian bayi.

Variabel lain yaitu persentase bayi yang lahir dengan berat badan rendah ( $X_1$ ), persentase persalinan dengan tenaga medis ( $X_2$ ), persentase ibu hamil menjalankan program K4 ( $X_3$ ), dan jumlah tenaga Kesehatan ( $X_4$ ) tidak menunjukkan pengaruh signifikan. Variabel  $X_1$  menunjukkan arah positif, yaitu semakin tinggi persentase BBLR cenderung meningkatkan jumlah kematian bayi, tetapi pengaruhnya belum signifikan pada taraf 5%.

Hasil ini menunjukkan adanya hubungan positif antara jumlah sarana kesehatan dengan jumlah kematian bayi, namun hasil tersebut tidak sejalan dengan teori. Berdasarkan teori, penambahan sarana kesehatan seharusnya mengurangi jumlah kematian bayi yang ada di Kabupaten Pasaman Barat. Ketidaksesuaian tersebut kemungkinan disebabkan oleh pembangunan sarana kesehatan yang lebih banyak diarahkan ke wilayah dengan jumlah kematian bayi yang tinggi, kualitas layanan yang belum optimal, atau faktor lain yang belum masuk dalam model. Model regresi Poisson yang terbentuk adalah:

$$\hat{\mu} = \exp(31.114 + 0.193X_1 - 0.318X_2 - 0.002X_3 - 0.0002X_4 + 0.027X_5)$$

#### E. Pendekripsi Overdispersi

Model regresi Poisson mengasumsikan adanya equidispersion, yaitu kondisi ketika rata-rata (*mean*) dari variabel dependen sama dengan nilai variansnya. Varians yang lebih besar dibandingkan rata-rata mengindikasikan adanya overdispersi. Hasil pengujian dengan menggunakan persamaan (4) ditampilkan pada Tabel 6 di bawah ini.

**Tabel 6.** Uji Overdispersi terhadap Variabel Dependen

| Rata-rata | Varians | Dispersion |
|-----------|---------|------------|
| 8         | 21.8    | 9.52       |

Hasil pengujian overdispersi menunjukkan bahwa varians dan nilai dispersi Pearson lebih tinggi dibandingkan nilai rata-ratanya. Kondisi ini menunjukkan adanya gejala overdispersi, sehingga model Poisson tidak sesuai untuk data ini. Oleh karena itu, diperlukan alternatif model lain yaitu dengan menggunakan regresi Binomial Negatif.

#### F. Pemodelan Kematian Bayi dengan Regresi Binomial Negatif

Analisis selanjutnya menggunakan model Regresi Binomial Negatif (RBN). Model dipilih dengan metode *Backward Elimination* berdasarkan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) untuk mendapatkan model terbaik. Hasil estimasi dengan menggunakan persamaan (5) ditunjukkan pada Tabel 7.

**Tabel 7.** Hasil Estimasi dan Uji Parsial Parameter Model RBN

| Variabel       | Estimate | Std.Error | t-value | p-value     |
|----------------|----------|-----------|---------|-------------|
| Intercept      | 0.473    | 0.281     | -1.685  | 0.130       |
| X <sub>1</sub> | 0.141    | 0.030     | 4.710   | 0.001**     |
| X <sub>5</sub> | 0.025    | 0.002     | 12.655  | 1.43e-06*** |

Tabel 7 menunjukkan bahwa model terbaik ditunjukkan oleh nilai AIC terkecil yang memuat dua variabel independen, yaitu X<sub>1</sub> (persentase bayi lahir dengan berat badan rendah) dan X<sub>5</sub> (jumlah sarana kesehatan). Model regresi Binomial Negatif yang diperoleh adalah:

$$\hat{\mu} = \exp (0.473 + 0.141X_1 + 0.025X_5)$$

Model ini menunjukkan bahwa peningkatan persentase bayi lahir dengan berat badan rendah (X<sub>1</sub>) di suatu kecamatan berasosiasi dengan kenaikan jumlah kematian bayi sekitar 1.15 kali lipat. Setiap penambahan 1 unit variabel jumlah sarana kesehatan (X<sub>5</sub>) berpengaruh meningkatkan jumlah kematian bayi sekitar 1.0253 kali lipat, dengan asumsi variabel lainnya konstan. Hasil estimasi untuk variabel X<sub>5</sub> bertentangan dengan teori, karena secara ideal penambahan sarana kesehatan seharusnya mampu menekan jumlah kematian bayi. Ketidaksesuaian ini mungkin disebabkan oleh wilayah dengan kasus jumlah kematian bayi yang tinggi justru memperoleh lebih banyak pembangunan sarana kesehatan, adanya kualitas layanan yang belum optimal, atau faktor lain yang belum masuk dalam model.

Variabel lainnya yang tidak signifikan dalam model, seperti persalinan dengan tenaga medis (X<sub>2</sub>) tidak mampu menjelaskan variasi jumlah kematian bayi karena proporsi persalinan dengan tenaga medis merata di seluruh kecamatan. Persentase ibu hamil yang mengikuti program K4 (X<sub>3</sub>) belum memberikan pengaruh signifikan karena rendahnya konsistensi kualitas pemeriksaan kehamilan, sehingga partisipasi ibu dalam program tidak selalu berdampak pada penurunan risiko kematian bayi. Jumlah tenaga kesehatan (X<sub>4</sub>) juga belum memberikan pengaruh signifikan karena jumlah tenaga kesehatan tidak selalu berbanding lurus dengan efektivitas layanan karena distribusi, kompetensi, dan beban kerja turut memengaruhi kualitas pelayanan. Ketiga variabel tersebut relevan secara teoritis, namun kontribusinya tidak terdeteksi signifikan dalam model statistik yang digunakan.

#### G. Melakukan pengujian model dengan uji wald

Hasil estimasi pada regresi Binomial Negatif diperkuat melalui uji wald untuk menilai apakah variabel independen dalam model (X<sub>1</sub> dan X<sub>5</sub>) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap jumlah kematian bayi. Kriteria pengujian menyatakan bahwa H<sub>0</sub> ditolak apabila nilai wald melebihi  $\chi^2 (0.05; 1) = 3.841$ . Hasil pengujian dengan persamaan (6) dapat dilihat pada Tabel 8 di bawah ini.

**Tabel 8.** Pengujian Nilai Wald untuk Model RBN

| Variabel       | Nilai Wald | $\chi^2(0.05, 1)$ | Keputusan            |
|----------------|------------|-------------------|----------------------|
| X <sub>1</sub> | 22.184     | 3.841             | Tolak H <sub>0</sub> |
| X <sub>5</sub> | 160.149    | 3.841             | Tolak H <sub>0</sub> |

Tabel 8 menunjukkan bahwa variabel X<sub>1</sub> dan X<sub>5</sub> memiliki nilai wald lebih besar dari  $\chi^2 (0.05, 1)$ , sehingga keduanya terbukti signifikan memengaruhi jumlah kematian bayi. Hasil ini memberikan hasil yang konsisten dengan hasil estimasi parameter pada model regresi Binomial Negatif.

#### H. Pemilihan model Berdasarkan Nilai AIC

Perbandingan nilai AIC antara regresi Poisson dan regresi Binomial Negatif, yang dihitung menggunakan persamaan (7) ditampilkan pada Tabel 9.

**Tabel 9.** Perbandingan Nilai AIC Model Regresi Poisson dan RBN

| Model Regresi            | Nilai AIC |
|--------------------------|-----------|
| Regresi Poisson          | 59.62     |
| Regresi Binomial Negatif | 56.65     |

Tabel 9 menunjukkan bahwa nilai AIC pada model regresi Binomial Negatif (56.65) lebih rendah dibandingkan dengan model regresi Poisson (59.62). Perbedaan ini mengindikasikan bahwa model regresi Binomial Negatif lebih tepat dan efisien dalam memodelkan jumlah kematian bayi di Kabupaten Pasaman Barat.

### I. Pemilihan model dengan *likelihood ratio*

Pemilihan model terbaik juga dapat ditentukan melalui uji *likelihood ratio* dengan cara membandingkan regresi Poisson sebagai model dasar dan regresi Binomial Negatif sebagai model alternatif untuk menilai adanya peningkatan kocokan model yang signifikan. Hasil uji *likelihood ratio* menggunakan persamaan (8) ditampilkan sebagai berikut:

$$T = 2(-24.22773 + 26.39719) = 4.338919$$
$$\chi^2 (0.05,5) = 3.481$$

Hasil uji *likelihood ratio* menunjukkan bahwa nilai statistik LR (4.338919) melebihi  $\chi^2$  (0.05,5) = 3.481, sehingga  $H_0$  ditolak. Jadi, kesimpulannya model regresi Binomial Negatif lebih cocok digunakan untuk memodelkan jumlah kematian bayi di Kabupaten Pasaman Barat.

## IV. KESIMPULAN

Hasil Penelitian menunjukkan bahwa regresi Binomial Negatif adalah model yang paling sesuai untuk memodelkan jumlah kematian bayi di Kabupaten Pasaman Barat, karena mampu mengatasi masalah overdispersi yang muncul pada regresi Poisson. Dua variabel yang terbukti adalah persentase bayi lahir dengan berat badan rendah yang berpengaruh positif sesuai teori, serta jumlah sarana kesehatan yang juga berpengaruh positif tetapi bertentangan dengan teori. Kondisi ini diduga terkait dengan distribusi sarana kesehatan lebih banyak diarahkan ke wilayah atau kecamatan dengan kasus kematian yang tinggi, kualitas layanan kesehatan yang belum optimal atau faktor lain di luar model. Hasil dari penelitian menegaskan perlunya upaya pencegahan bayi lahir dengan berat badan rendah melalui perbaikan gizi ibu hamil, pemantauan kesehatan sejak kehamilan, serta peningkatan mutu dan pemerataan layanan kesehatan agar fasilitas kesehatan benar-benar efektif menekan jumlah kematian bayi.

Penelitian ini terbatas pada data sekunder dari publikasi BPS yang bersifat agregat sehingga tidak mencakup variabel penting seperti kondisi sosial-ekonomi rumah tangga, kualitas tenaga kesehatan, dan faktor lingkungan. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data mikro atau data spasial untuk menangkap perbedaan antarwilayah secara lebih detail. Integrasi variabel kualitas layanan kesehatan dan indikator sosial-ekonomi lainnya juga penting agar model yang dihasilkan dapat memberikan rekomendasi kebijakan yang lebih tepat sasaran.

## DAFTAR PUSTAKA

- Kementerian Kesehatan, *Profil Kesehatan Indonesia*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2023.
- Bappenas, "Kehidupan Sehat dan sejahtera : Menjamin Kehidupan yang Sehat dan Meningkatkan Kesejahteraan Seluruh Penduduk Semua Usia," SDGs Indonesia. [Online]. Available: <https://sdgs.bappenas.go.id/17-goals/goal-3/>
- Badan Pusat Statistik, "Kabupaten Pasaman Barat dalam Angka 2024," Pasaman Barat, 2024.
- Badan Pusat Statistik, "Kabupaten Pasaman Barat dalam Angka 2025," Pasaman Barat, 2025.
- D. K. Wardani and A. Wulandari, "Pemodelan Negative Binomial Regression Pada Data Jumlah Kematian Bayi Di Kabupaten Jombang," *Transform. J. Pendidik. Mat. dan Mat.*, vol. 4, no. 2, pp. 311–320, 2020, doi: 10.36526/tr.v4i2.968.
- Adelia, "Pemodelan Angka Kematian Bayi di Provinsi Sumatera Utara Menggunakan Regresi Poisson Invers Gaussian," 2024.
- F. Fitri, F. M. Sari, N. F. Gamayanti, and I. T. Utami, "Infant Mortality Case: An Application of Negative Binomial Regression in order to Overcome Overdispersion in Poisson Regression," vol. 22, no. 03, pp. 200–210, 2021, doi: [https://doi.org/10.24036/eksakta/vol22\\_iss2/272](https://doi.org/10.24036/eksakta/vol22_iss2/272).
- F. M. Sari, H. F. Nasution, and P. R. Sihombing, "Pemodelan Data Kematian Bayi Dengan Geographically Weighted Negative Binomial Regression," *Media Stat.*, vol. 9, no. 2, p. 95, 2021, doi: 10.14710/medstat.9.2.95-106.
- C. Cameron and P. K. Trivedi, "Essentials of Count Data Regression," *A Companion to Theor. Econom.*, no. January 1999, pp. 331–348, 2007, doi: 10.1002/9780470996249.ch16.
- M. Majore, D. T. Salaki, and J. D. Prang, "Penerapan Regresi Binomial Negatif Dalam Mengatasi Overdispersi Regresi Poisson Pada Kasus Jumlah Kematian Ibu," *d'CartesiaN*, vol. 9, no. 2, p. 133, 2021, doi: 10.35799/dc.9.2.2020.29150.

- A. Dean and R. R. Hocking, "Methods and Applications of Linear Models," *Technometrics*, vol. 39, no. 3, p. 332, 1997, doi: 10.2307/1271138.
- Hardin & Hilbe, "Generalized Linear Models and Extensions, Second Edition," *J. Qual. Technol.*, vol. 40, no. 2, pp. 1–593, 2008.
- M. D. Begg, *An introduction to categorical data analysis (2nd edn)*. Alan Agresti, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2007., vol. 28, no. 11. 2009. doi: 10.1002/sim.3564.
- N. Ismail and A. A. Jemain, "Handling Overdispersion with Negative Binomial and Generalized Poisson Regression Models," *Casualty Actuar. Soc. Forum*, no. May, pp. 103–158, 2007, [Online]. Available: <http://www.casualtyactuaries.com/pubs/forum/07wforum/07w109.pdf>
- J. M. Hilbe, "Negative Binomial Regression Second Edition-Negative Binomial Regression: Second Edition Joseph M. Hilbe Frontmatter More information," pp. 1–18, 2011, [Online]. Available: [www.cambridge.org](http://www.cambridge.org)