

**ANALISIS MODEL GENERALIZED POISSON REGRESSION PADA KASUS KEMATIAN BAYI DI PROVINSI NUSA TENGGARA TIMUR 2023****Maria Ririnti da Rato**Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana  
email: ririndarato17@gmail.com**Robertus Dole Guntur**Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana  
email: robertus\_guntur@staf.undana.ac.id**Astri Atti**Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana  
email: astri\_atti@yahoo.com**Abstrak**

Kematian bayi adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan kematian bayi sebelum berusia satu tahun. Menurut *Sustainable Development Goals* (SDGs), pada tahun 2030 Indonesia diharapkan dapat mencapai target AKB 12/1.000 kelahiran hidup. AKB di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) masih tinggi, sehingga tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi jumlah kematian bayi di Provinsi NTT pada tahun 2023 dengan menggunakan metode *Generalized Poisson Regression* (GPR). Metode GPR digunakan untuk mengatasi kasus overdispersi pada data *count* dimana nilai varians dari variabel jumlah kematian bayi lebih besar dibandingkan nilai rata-ratanya. Dalam penelitian ini, peneliti mengambil data secara sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi NTT dimana terdapat sepuluh faktor yang diduga dapat memengaruhi jumlah kematian bayi di Provinsi NTT pada tahun 2023. Hasil penelitian menunjukkan terdapat tujuh faktor yang mempengaruhi jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023. Faktor yang berpengaruh yaitu persentase penduduk miskin ( $X_1$ ), persentase rumah tangga dengan akses sanitasi layak ( $X_2$ ), persentase perempuan hamil dibawah 19 tahun ( $X_3$ ), persentase balita usia 0-23 bulan yang pernah diberikan ASI ( $X_6$ ), persentase sumber air minum yang tak terlindungi ( $X_8$ ), persentase rata-rata lama sekolah perempuan ( $X_9$ ), dan persentase persalinan dibantu pihak di luar tenaga medis ( $X_{10}$ ). Model GPR yang terbentuk yakni  $\lambda = \exp(-0,057X_1 + 0,020X_2 + 0,139X_3 + 0,031X_6 + 0,034X_8 - 0,177X_9 + 0,052X_{10})$

**Kata Kunci:** Kematian Bayi, *Generalized Poisson Regression* (GPR), Overdispersi.

**Abstract**

*Infant mortality is a term used to describe the death of a baby before the age of one year. According to the Sustainable Development Goals (SDGs), by 2030 Indonesia is expected to achieve the IMR target of 12/1,000 live births. IMR in East Nusa Tenggara (NTT) Province is still high, so the purpose of this study is to determine what factors influence the number of infant deaths in NTT Province in 2023 using the Generalized Poisson Regression (GPR) method. The GPR method is used to overcome cases of overdispersion in count data where the variance value of the infant mortality variable is greater than its average value. In this study, researchers took secondary data from the Central Statistics Agency (BPS) of NTT Province where there are ten factors that are suspected of influencing the number of infant deaths in NTT Province in 2023. The results of the study showed that there were seven factors that influenced the number of infant deaths in NTT Province in 2023. The influential factors are percentage of poor population ( $X_1$ ), percentage of households with access to proper sanitation ( $X_2$ ), percentage of pregnant women under 19 years old ( $X_3$ ), percentage of toddlers aged 0-23 months who have been breastfed ( $X_6$ ), percentage of unprotected drinking water sources ( $X_8$ ), percentage of average length of schooling for women ( $X_9$ ), and percentage of childbirth assisted by parties other than medical personnel ( $X_{10}$ ). The GPR model formed is  $\lambda = \exp(-0,057X_1 + 0,020X_2 + 0,139X_3 + 0,031X_6 + 0,034X_8 - 0,177X_9 + 0,052X_{10})$*

**Keywords:** *Infant Mortality, Generalized Poisson Regression (GPR), Overdispersion.*

## PENDAHULUAN

Mortalitas atau kematian merupakan salah satu komponen yang dapat mempengaruhi jumlah dan komposisi umur penduduk. Salah satu mortalitas yang dikenal yaitu kematian bayi (*infant mortality*) yang dapat diukur dengan Angka Kematian Bayi (AKB). Meskipun kematian bayi diseluruh dunia telah diminimalisir, namun permasalahan ini masih menjadi masalah utama di seluruh dunia khususnya bagi negara berkembang. Pada tahun 2022, secara global terdapat sekitar 6.500 kematian bayi baru lahir setiap hari, yang merupakan 47% dari seluruh kematian anak di bawah usia 5 tahun. Di Afrika Sub-Sahara memiliki AKB dibawah 28 hari atau disebut kematian neonatal tertinggi sebesar 27/1.000 kelahiran hidup, diikuti oleh Asia Tengah dan Asia Selatan dengan 21/1.000 kelahiran hidup. Di Afrika Sub-Sahara, risiko kematian bayi baru lahir 11 kali lebih tinggi daripada di wilayah dengan AKB terendah seperti di Australia dan Selandia Baru (World Health Organization, 2024).

Indonesia menempati peringkat kedua negara dengan AKB tertinggi di Asia Tenggara setelah Laos. Berdasarkan data dari Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (2024), jumlah kematian bayi di Indonesia pada tahun 2023 adalah 29.945 jiwa. Angka ini mengalami peningkatan dibandingkan tahun 2022 yang sebanyak 20.882 jiwa dengan AKB sebesar 16,85/1000 kelahiran hidup. Pada tahun 2022 AKB tertinggi berada di Provinsi Papua dan Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) berada di peringkat delapan (Databoks, 2023). Untuk itu kematian bayi di Indonesia masih tinggi dan diharapkan Indonesia dapat mencapai target yang ditentukan *Sustainable Development Goals* (SDGs) 2030 yaitu AKB 12/1.000 kelahiran hidup.

Menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi NTT, menunjukkan bahwa jumlah kematian bayi di Provinsi NTT pada tahun 2022 terjadi sebanyak 1.244 kasus dan pada tahun 2023 jumlah kematian bayi di Provinsi NTT menurun menjadi 1.125 kasus dimana Kabupaten Kupang masih menjadi Kabupaten dengan kasus kematian bayi tertinggi di Provinsi NTT. Karena pola penyebaran dan pemetaan penyebaran kasus kematian belum diselidiki secara optimal dengan karakteristik daerah yang beragam satu sama lainnya, maka perlu diakomodir dengan pembuatan

suatu model matematika agar dapat meminimalisir jumlah kematian bayi.

Terdapat beberapa faktor yang dapat mempengaruhi kematian bayi. Penelitian yang telah dilakukan di Provinsi Riau menyatakan faktor penyebab terjadinya kasus kematian bayi neonatal adalah berat badan lahir rendah (BBLR), pelayanan kesehatan, asfiksia, ASI ekslusif, dan kemiskinan (Rahmadeni & Jannah, 2019). Kemudian penelitian yang dilakukan di Kabupaten Probolinggo menyatakan yang menjadi faktor jumlah kematian bayi adalah bayi lahir rendah, ibu hamil yang mendapatkan imunisasi Td2+, serta jumlah tenaga kesehatan (Chaniago & Wulandari, 2023). Setelah itu penelitian yang dilakukan di Provinsi NTT juga menunjukkan faktor yang menjadi penyebab kematian bayi adalah akses sanitasi layak, kelahiran dibantu tenaga medis, remaja mendapatkan konseling kesehatan reproduksi, imunisasi lengkap, dan fasilitas kesehatan (da Rato & Guntur, 2024). Dan yang terakhir, terdapat penelitian mengenai faktor-faktor kasus kematian bayi di Provinsi Jawa Barat menyatakan bahwa kehamilan resiko tinggi dan perilaku sanitasi layak memiliki hubungan dengan kejadian kematian bayi (Saifudin & Salsabila, t.t., 2025).

Jumlah kematian bayi merupakan salah satu contoh data cacah yang mana sebaran data mengikuti distribusi poisson. Dalam melakukan pemodelan dengan model regresi poisson, selalu menggunakan asumsi equidispersi. Namun, kondisi ini sering dilanggar dimana terjadi overdispersi pada variabel respon sehingga penggunaan model regresi poison tidak efektif lagi. Untuk itu dibutuhkan metode lain misalnya menggunakan model *Generalized Poisson Regression* (GPR). Sehingga model GPR akan diterapkan untuk menyelidiki faktor-faktor yang berpengaruh pada jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023 beserta memodelkan kasus yang terjadi.

## KAJIAN TEORI

### STATISTIK DESKRIPTIF

Analisis statistika deskriptif adalah metode statistika yang berfungsi untuk memberikan gambaran umum tentang penyajian data sampel atau populasi. Analisis statistika deskriptif dapat diartikan sebagai metode yang berkaitan dengan mengumpulkan, meringkas dan menyajikan data

dalam bentuk grafik maupun tabel sehingga memberikan informasi yang berguna. Data dapat dideskripsikan menjadi grafik atau tabel, sedangkan ukuran pemusatan data dan ukuran penyebaran data dideskripsikan secara numerik. Ukuran pemusatan data meliputi rata-rata, nilai tengah dan modus, sedangkan ukuran penyebaran data meliputi rentang dan standar deviasi.

### MULTIKOLINIERITAS

Salah satu asumsi dalam regresi klasik adalah tidak terjadinya kolinieritas di antara variabel independen, baik sempurna ataupun mendekati sempurna. Yang dimaksud dengan kolinieritas adalah adanya hubungan antara dua variabel independen. Jika dalam suatu model regresi terdapat kolinieritas, maka akan mempengaruhi hubungan antara variabel independen dengan variabel dependen.

Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk mendeteksi adanya multikolinieritas adalah dengan menggunakan VIF (*Variance Inflation Factor*). VIF mengukur seberapa jauh peningkatan ragam penduga bagi koefisien regresi jika terjadi multikolinieritas dalam suatu model regresi. Tingginya nilai VIF mengindikasikan tingginya multikolinieritas yang sedang terjadi. Jika nilai  $VIF = 1$  artinya hubungan antara peubah penjelas saling bebas (tidak terjadi multikolinieritas, baik sempurna maupun tidak sempurna). Nilai VIF dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut.

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

$R_j^2$  adalah koefisien determinasi dari *auxiliary regression*. *Auxiliary regression* adalah regresi dengan  $X_j$  sebagai variabel dependen dan  $X$  lainnya sebagai variabel independen. Nilai  $R_j^2$  berkisar antara 0 – 1.

Hipotesis yang digunakan dalam uji multikolinieritas adalah sebagai berikut.

$H_0$ : Tidak terjadi multikolinieritas

$H_1$ : Terjadi multikolinieritas

Kriteria Pengujian:

Tolak  $H_0$  yang berarti terjadi multikolinieritas apabila nilai  $VIF > 10$ . Dan terima  $H_0$  yang berarti tidak terjadi multikolinieritas apabila nilai  $VIF \leq 10$ . (Nugraha, t.t.).

### DISTRIBUSI POISSON

Distribusi poisson digunakan untuk memperkirakan berapa kali suatu kejadian kemungkinan terjadi dalam periode waktu tertentu. Analisis Regresi Poisson mengasumsikan bahwa variabel dependennya mengikuti distribusi Poisson. Misalkan  $i$  menyatakan observasi ke- $i$ , dengan  $i = 1, \dots, n$ .  $\lambda_i$  sebagai parameter tingkat Poisson yang menunjukkan nilai yang diharapkan dari jumlah rata-rata kejadian dalam interval waktu yang ditetapkan. Bentuk umum fungsi kepadatan peluang dari distribusi Poisson dengan parameter  $\lambda_i$  adalah sebagai berikut (Durmuş & İşçi Güneri, 2020)

$$f(y_i; \lambda_i) = \frac{e^{-\lambda_i} \lambda_i^{y_i}}{y_i!}, \text{ untuk } y_i = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

Di mana:

$\lambda_i$  = rata-rata banyaknya sukses dalam selang waktu atau daerah tertentu.

$y_i$  = banyaknya sukses dalam selang waktu atau daerah tertentu.

$e$  = nilai konstan 2,7183.

Variansi dan rata-rata dari distribusi Poisson adalah sama yaitu  $\lambda$ . Keadaan tersebut dinamakan dengan equidispersi (Allo, 2019).

$$\lambda = \text{Var}(Y) = E(Y) \quad (3)$$

Salah satu cara untuk melakukan uji kesesuaian model atau menguji data berdistribusi poisson adalah dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Pengujian *Kolmogorov-Smirnov* menggunakan hipotesis seperti berikut.

$H_0$ : Data berdistribusi Poisson

$H_1$ : Data tidak berdistribusi Poisson

Statistik uji:

$$D_{\text{hitung}} = \max |F_n(x) - F_0(x)| \quad (4)$$

Keterangan:

$F_n(x)$ : suatu fungsi peluang kumulatif data sampel

$F_0(x)$ : suatu fungsi peluang kumulatif empiris

Kriteria pengujian:

Tolak  $H_0$  apabila  $D_{\text{hitung}} < D_\alpha$  dan sebaliknya, terima  $H_0$  apabila  $D_{\text{hitung}} > D_\alpha$ .

### REGRESI POISSON

Regresi Poisson merupakan analisis regresi yang dapat digunakan untuk menganalisis data yang berjenis diskrit dan berdistribusi Poisson pada variabel dependennya (Rahmadeni & Jannah, 2019). Regresi Poisson digunakan pada tipe data diskrit

atau berbentuk data *count*. Ketika menggunakan regresi Poisson, terdapat asumsi yang harus terpenuhi yakni equidispersi dan tidak terjadi multikolinieritas diantara variabel independen (Ruliana dkk., t.t.). Regresi Poisson juga mengasumsikan variabel dependennya mempunyai distribusi Poisson.

Regresi Poisson merupakan penerapan dari *Generalized Linear Model* (GLM). GLM adalah pendekatan yang didasarkan pada model regresi normal dengan distribusi variabel dependennya termasuk dalam kelompok eksponensial.

Fungsi penghubung antara nilai dari variabel dependen  $y_i$  dan variabel independen pada model regresi Poisson adalah *log*, karena fungsi *log* dapat memastikan bahwa  $y_i$  memiliki nilai non negatif (Durmuş & İŞÇİ Güneri, 2020). Oleh karena itu, model regresi Poisson untuk  $y_i$  dengan  $i = 1, 2, \dots, n$ , dimana  $n$  menyatakan banyaknya pengamatan dengan  $k$  variabel independen, adalah sebagai berikut.

$$E(y_i|x_i) = \lambda_i = \exp(x_i^T \beta) \quad (5)$$

$$\lambda_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki}) \quad (6)$$

#### EQUIDISPERSI

Equidispersi merupakan salah satu asumsi yang harus terpenuhi dalam regresi Poisson. Equidispersi adalah kondisi dimana variabel dependennya memiliki nilai mean dan nilai variansi yang sama. Tetapi sering kali terjadi overdispersi atau underdispersi yaitu kondisi dimana lebih besar atau lebih kecil nilai variansinya dari pada nilai meannya. Pendekatan overdispersi dapat dilihat melalui hasil pembagian nilai *Pearson Chi-Square* dengan derajat bebas seperti pada persamaan berikut.

$$\theta = \frac{\chi^2}{n - k - 1} \text{ dengan } \chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \lambda_i)^2}{\text{Var}(\lambda_i) n_i} \quad (7)$$

Pengujian overdispersi menggunakan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \theta = 0 \text{ (tidak terjadi overdispersi)}$$

$$H_1: \theta \neq 0 \text{ (terjadi overdispersi)}$$

Kriteria pengujian:

Tolak  $H_0$  apabila nilai  $\chi^2 > \chi^2_{(n-p)}$  atau hasil pembagian nilai *Pearson Chi-Square* atau nilai deviansi dengan derajat bebasnya lebih besar dari 1 (Arisandi dkk., 2019).

#### GENERALIZED POISSON REGRESSION

Pada data overdispersi atau underdispersi regresi poisson tidak dapat digunakan karena pendugaan dalam regresi *poisson* menjadi tidak efisien. Oleh karena itu digunakan pendekatan model yang lebih sesuai untuk mengatasi kondisi overdispersi atau underdispersi. Salah satu model yang sesuai untuk mengatasi overdispersi atau underdispersi adalah GPR.

GPR adalah analisis statistik yang digunakan pada data cacahan untuk mengatasi masalah overdispersi atau underdispersi. Model GPR memiliki parameter  $\lambda$  dan parameter tambahan dispersi yakni  $\theta$ . Model GPR hampir sama dengan model regresi Poisson tetapi dengan asumsi komponen randomnya berdistribusi *Generalized Poisson*. Distribusi *Generalized Poisson* dapat dituliskan sebagai berikut (Allo dkk., 2019).

$$f(y_i, \lambda_i, \theta) = \left( \frac{\lambda_i}{1+\theta\lambda_i} \right)^{y_i} \frac{(1+\theta\lambda_i)^{y_i-1}}{y_i!} \exp\left( \frac{-\lambda_i(1+\theta\lambda_i)}{1+\theta\lambda_i} \right) \quad (8)$$

Variansi dan rata-rata dari distribusi *Generalized Poisson* adalah  $\text{Var}(Y) = \lambda(1 + \theta\lambda)^2$  dan  $E(Y) = \lambda$ . Model Poisson akan terbentuk jika  $\theta = 0$ . Jika  $\theta > 0$  maka disebut overdispersi. Sedangkan jika  $\theta < 0$  maka disebut underdispersi. Bentuk model GPR dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\lambda_i = \exp(x_i^T \beta) \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

$$\log(\lambda_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} \quad (10)$$

#### PENGUJIAN PARAMETER MODEL

Tujuan dilakukannya uji simultan adalah mengetahui pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen secara bersama-sama. Uji simultan yang akan digunakan yaitu dengan uji *omnibus*. Uji *omnibus* digunakan untuk melihat apakah model secara keseluruhan signifikan secara statistik. Didalam uji *omnibus* terdapat hasil *likelihood ratio chi-square* yang biasa disimbolkan  $G^2$ . Berikut kriteria hipotesis yang diuji

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = \beta_8 = \beta_9 = \beta_{10} = 0$$

$$H_1: \text{setidaknya ada } \beta_k \neq 0, k = 1, 2, 3, \dots, 10$$

Statistik uji yang digunakan,

$$G^2 = 2 \sum_{i=1}^n (y_i x_i^T \hat{\beta} - \exp(x_i^T \hat{\beta}) - (y_i \hat{\beta}_0 \exp(\hat{\beta}_0))) \quad (11)$$

Kriteria pengujian sebagai berikut:

Tolak  $H_0$  apabila nilai  $G > \chi^2_{(\alpha, v)}$ .

Terima  $H_0$  apabila nilai  $G < \chi^2_{(\alpha, v)}$ .

Nilai statistik uji G mengikuti distribusi *Chi-square*, nilai  $v$  adalah banyaknya parameter dalam model dan nilai  $\chi^2_{(\alpha,v)}$  dapat dilihat pada tabel *Chi-square*.

Tujuan dilakukannya uji parsial adalah mengetahui pengaruh variabel independen terhadap masing-masing variabel dependen. Pengujian parameter secara parsial dilakukan menggunakan uji *Wald* dengan hipotesis sebagai berikut (Gani, Irwan, t.t.).

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0, \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, k$$

Statistik uji:

$$W_{hitung} = \left[ \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \right]^2, \text{ dengan } j = 1, 2, \dots \quad (12)$$

$\hat{\beta}_j$  adalah nilai estimasi dari  $\beta_j$  dan  $SE(\hat{\beta}_j)$  adalah *standard error* dari  $\hat{\beta}_j$ .

Kriteria pengujian:

Tolak  $H_0$  apabila nilai  $W_{hitung} > \chi^2_{(\alpha;db=1)}$  atau  $p - value < \alpha$ . Dan terima  $H_0$  apabila nilai  $W_{hitung} < \chi^2_{(\alpha;db=1)}$  atau  $p - value > \alpha$ .

## PEMILIHAN MODEL TERBAIK

*Akaike Information Criterion* (AIC) adalah kriteria kesesuaian model dalam menduga model secara statistic. Kriteria AIC digunakan apabila pemodelan regresi bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh terhadap model. Tujuan dari penelitian adalah pemilihan model terbaik. Pemilihan model terbaik dari *Generalized Poisson Regression* menggunakan nilai AIC. Metode ini didasarkan pada metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Perhitungan nilai AIC dapat dituliskan sebagai berikut:

$$AIC = 2k - 2 \ln L(\hat{\theta}) \quad (13)$$

Dimana  $k$  merupakan banyaknya parameter yang digunakan. Sedangkan  $L(\hat{\theta})$  merupakan nilai *Likelihood*. Model regresi terbaik adalah model regresi yang menghasilkan nilai AIC terkecil.

## METODE PENELITIAN

### DATA PENELITIAN

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder mengenai jumlah kematian bayi beserta faktor-faktor yang diduga dapat mempengaruhi di Provinsi NTT pada tahun

2023. Data diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi NTT dalam angka 2024 dan Statistik Kesejahteraan Rakyat. Sampel yang digunakan yaitu 22 Kota/Kabupaten di Provinsi NTT.

### TAHAPAN PENELITIAN

1. Mengumpulkan data mengenai kasus jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023 beserta faktor-faktor yang diduga berpengaruh.
2. Melakukan analisis deskriptif terhadap seluruh variabel untuk mengetahui gambaran umum data kejadian kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023.
3. Melakukan uji kesesuaian model untuk mengetahui data berdistribusi poisson atau tidak.
4. Mengidentifikasi multikolinieritas pada variabel-variabel prediktor.
5. Melakukan analisis regresi poisson.
6. Melakukan pengujian overdispersi pada regresi poisson
7. Menguji signifikansi parameter model secara simultan dan parsial.
8. Melakukan pemodelan dan menginterpretasi model *Generalized Poisson Regression* pada kasus jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023.
9. Menginterpretasi model yang dihasilkan.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### STATISTIK DESKRIPTIF

Data yang digunakan diambil dari publikasi BPS Provinsi NTT dengan variabel dependen yaitu jumlah kematian bayi (Y). Sedangkan variabel independent berupa persentase penduduk miskin ( $X_1$ ), persentase rumah tangga dengan akses sanitasi layak ( $X_2$ ), persentase perempuan hamil kurang dari 19 tahun ( $X_3$ ), jumlah remaja yang mendapatkan penyuluhan kespro ( $X_4$ ), persentase balita usia 0-59 bulan menurut pemberian imunisasi tidak lengkap ( $X_5$ ), persentase balita usia 0-23 bulan yang pernah mendapatkan ASI ( $X_6$ ), persentase berat badan anak lahir hidup  $< 2500$  gram ( $X_7$ ), persentase rumah tangga menurut sumber air minum dari sumur dan mata air tidak terlindungi ( $X_8$ ), persentase rata-rata lama sekolah ( $X_9$ ),

persentase perempuan melahirkan dibantu pihak diluar tenaga medis ( $X_{10}$ ).

Tabel 1. Karakteristik data jumlah kematian bayi di NTT 2023 serta faktor yang diduga

Variabel	Min	Max	Mean	Std.	Varians
				Deviasi	
$Y$	9,00	127,00	51,14	31,72	1006,22
$X_1$	8,61	31,78	20,64	6,76	45,76
$X_2$	48,22	93,03	74,78	13,39	179,34
$X_3$	7,07	22,27	15,25	3,97	15,80
$X_4$	4,00	216,00	54,86	58,33	3402,41
$X_5$	20,52	51,28	33,40	8,67	75,15
$X_6$	84,27	100,00	95,61	4,07	16,53
$X_7$	6,13	28,52	16,33	5,98	35,72
$X_8$	0,24	34,10	10,13	9,63	92,63
$X_9$	6,25	11,49	7,55	1,06	1,12
$X_{10}$	2,26	24,83	8,68	5,99	35,89

Pada Tabel 1, diperoleh rata-rata jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023 sebesar 51,14% atau 51 kasus dengan standar deviasi sebesar 31,72 serta variansnya sebesar 1006,22.

#### MULTIKOLINIERITAS

Multikolinieritas merupakan sebuah situasi yang menunjukkan adanya korelasi atau hubungan kuat antara dua variabel independen atau lebih dalam sebuah model.

Hipotesis dalam penelitian ini sebagai berikut:

$H_0$ : Seiap variabel independen tidak mengalami multikolinieritas

$H_1$ : Setiap variabel independen mengalami multikolinieritas

Berikut hasil pengujian multikolinieritas pada jumlah kasus kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023.

Tabel 2. Nilai VIF pada variabel independen

Variabel	VIF
$(X_1)$	4,522
$(X_2)$	4,295
$(X_3)$	1,333
$(X_4)$	1,739
$(X_5)$	1,808
$(X_6)$	1,772
$(X_7)$	1,929
$(X_8)$	5,222
$(X_9)$	1,701
$(X_{10})$	1,881

Dari Tabel 2 dapat dilihat nilai VIF dari setiap variabel independen lebih kecil dari 10 sehingga tidak adanya multikolinieritas antara variabel independen terhadap jumlah kasus kematian bayi di Provinsi NTT 2023.

#### DISTRIBUSI POISSON

Uji distribusi poisson digunakan untuk mengetahui apakah variabel respon dalam penelitian ini berdistribusi poisson atau tidak. Untuk itu dalam uji distribusi poisson ini digunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.

Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:  $H_0$  = Jumlah kematian bayi berdistribusi poisson  $H_1$  = Jumlah kematian bayi tidak berdistribusi poisson

Berikut hasil output uji *Kolmogorov-Smirnov*.

Tabel 3. Hasil uji *Kolmogorov-Smirnov*

One – Sample Kolmogorov – Smirnov	
	<i>Y</i>
<i>N</i>	22
Most Extreme Differences	absolute
Asymp. Sig. (2 – tailed)	0,390
	0,002

Berdasarkan Tabel 3, diperolah nilai uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk  $D_{hitung} = 0,390$  yang terdapat pada nilai *absolute*. Sedangkan nilai  $D_{tabel} = 0,281$  untuk taraf signifikan 5%. Diperoleh nilai  $D_{hitung}(0,390) > D_{tabel}(0,281)$  atau dapat dilihat dari nilai  $p – value (0,002) < \alpha (0,05)$  maka tolak  $H_0$  yang artinya jumlah kasus kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023 tidak berdistribusi poisson. Walaupun data jumlah kematian bayi tidak berdistribusi poisson, data tetap dianalisis menggunakan regresi *Poisson* untuk mengidentifikasi adanya kasus overdispersi dan mendapatkan taksiran parameter dispersi.

#### PENGUJIAN SIGNIFIKANSI PARAMETER MODEL

Uji simultan digunakan untuk melihat apakah variabel independen berpengaruh atau tidak terhadap jumlah kasus kematian bayi di Provinsi NTT secara serentak dengan menggunakan uji omnibus.

Berikut kriteria hipotesis yang diuji

$H_0$ : Tidak adanya hubungan yang signifikan antara variabel independen terhadap variabel jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023.

$H_1$ : Terdapat satu atau lebih variabel independen yang mempunyai hubungan signifikan terhadap variabel jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023.

Hasil uji omnibus dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4. Pengujian parameter secara serentak

Omnibus Test	
Likelihood Ratio Chi-Square	256,105
df	10
Sig	0,000

Berdasarkan Tabel 4, jika nilai (sig) model  $> \alpha$  atau nilai  $G^2 > \chi^2_{tabel}$ , berarti terima  $H_0$ . Karena nilai (sig) model pada *omnibus test* yaitu  $0,00 < 0,05$  atau nilai  $G^2(256,105) > \chi^2_{tabel}(18,307)$ , maka tolak  $H_0$ . Jadi dapat disimpulkan bahwa terdapat satu atau lebih variabel independen mempunyai hubungan yang signifikan terhadap jumlah kasus kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023.

Uji parsial ini bertujuan untuk mengetahui apakah masing-masing dari variabel independen mempunyai pengaruh secara signifikan terhadap variabel dependennya dengan menggunakan uji *Wald*.

Berikut kriteria hipotesis uji yang digunakan

$H_0$ : Tidak adanya hubungan yang signifikan dari setiap variabel independen terhadap variabel jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023.

$H_1$ : Adanya hubungan yang signifikan dari setiap variabel independen terhadap variabel jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023.

Keputusan yang akan diambil yaitu jika nilai  $p - value < \alpha$  dengan tingkat signifikan yang digunakan yaitu 5% atau nilai dari uji *Wald* lebih besar dari  $\chi^2_{tabel}$ . Hasil penaksiran terlihat pada tabel berikut.

Tabel 5. Pengujian parameter secara parsial

Parameter	Estimasi	SE	Sig	Parameter Estimasi	
				Wald	Chi-Square
$\beta_0$	-1,839	1,1984	0,125	2,354	
$\beta_1$	-0,069	0,0124	0,000	30,692	
$\beta_2$	0,022	0,0054	0,000	16,933	
$\beta_3$	0,146	0,0111	0,000	172,074	
$\beta_4$	0,001	0,0007	0,091	2,849	
$\beta_5$	-0,007	0,0050	0,145	2,125	

$\beta_6$	0,042	0,0105	0,000	16,186
$\beta_7$	-0,010	0,0080	0,235	1,412
$\beta_8$	0,045	0,0084	0,000	28,692
$\beta_9$	-0,203	0,0417	0,000	23,661
$\beta_{10}$	0,063	0,0081	0,000	60,099

Berdasarkan Tabel 5, diperoleh nilai (sig) parameter  $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_6, \beta_8, \beta_9$ , dan  $\beta_{10}$  masing-masing yaitu 0,000, dimana nilai dari setiap parameter ini lebih kecil dari taraf signifikan yang digunakan yaitu 0,05. Serta nilai uji *Wald Chi-Square*, dari setiap parameter  $\beta_1 = 30,692$ ;  $\beta_2 = 16,933$ ;  $\beta_3 = 172,074$ ;  $\beta_6 = 16,186$ ;  $\beta_8 = 28,692$ ;  $\beta_9 = 23,661$ ; dan  $\beta_{10} = 60,099$  dimana nilai ini lebih besar dari  $\chi^2_{tabel} = 3,8415$ . Maka  $H_0$  diterima yang artinya variabel independen yaitu persentase penduduk miskin, persentase rumah tangga dengan akses sanitasi layak, persentase perempuan hamil dibawah 19 tahun, persentase balita usia 0-23 bulan yang pernah diberikan ASI, persentase rumah tangga menurut sumber air minum yang tidak terlindungi, persentase rata-rata lama sekolah perempuan, dan persentase persalinan dibantu pihak diluar tenaga medis yang berpengaruh secara signifikan terhadap kasus jumlah kematian bayi di provinsi NTT tahun 2023.

#### PEMODELAN REGRESI POISSON

Regresi poisson merupakan model regresi non linier yang sering digunakan dalam memodelkan hubungan antara variabel dependen yang berupa data diskrit (*count*) dengan variabel independen yang berupa data diskrit atau kontinu. Dalam penelitian ini, jumlah kasus kematian bayi di Provinsi NTT merupakan data *count*. Sehingga bentuk model regresi poisson pada jumlah kasus kematian bayi di NTT tahun 2023 dilihat dari hasil uji simultan pada tabel 4.6 dimana parameter yang mempunyai pengaruh yang signifikan sebagai berikut

$$\lambda_i = \exp(-0,069X_1 + 0,022X_2 + 0,146X_3 + 0,042X_6 + 0,045X_8 - 0,203X_9 + 0,063X_{10})$$

#### PENGUJIAN EQUIDISPERSI

Ketika menggunakan regresi poisson, harus terpenuhi asumsi equidispersi yaitu asumsi kesamaan antara nilai mean dan variansinya. Namun dalam pemodelan regresi poisson terkadang mengandung overdispersi yaitu apabila nilai variansi lebih besar dari nilai meannya.

Overdispersi dapat diindikasikan dengan nilai *deviance* dan *pearson chi-squares* yang dibagi dengan derajat kebebasannya. Jika kedua nilai tersebut lebih dari 1, maka dikatakan terjadi overdispersi. Hasil uji overdispersi disajikan dalam Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Pengujian parameter secara serentak

Kematian bayi di NTT 2023	Value	df	Value/df
Deviance	156,048	11	14,186
Pearson cji-square	165,405	11	15,037

Pada Tabel 6 nilai *Deviance* dan nilai *Pearson Chi-Square* masing-masing bernilai 14,186 dan 15,037 dimana lebih dari 1. Hal ini menunjukkan bahwa model regresi poisson tidak memenuhi asumsi equidispersi atau mengalami overdispersi sehingga model regresi poisson tidak cocok digunakan untuk memodelkan jumlah kasus kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023. Oleh karena, itu dilakukan analisis lanjutan dengan menggunakan model *Generalized Poisson Regression* (GPR).

#### PEMILIHAN MODEL GENERALIZED POISSON REGRESSION

Untuk menentukan model GPR yaitu dengan melakukan penaksiran dan pengujian parameter dimana sebelumnya telah dilakukan uji simultan untuk melihat variabel apa saja yang berpengaruh signifikan terhadap model, namun hanya melibatkan satu atau beberapa variabel independen dengan dipilih berdasarkan nilai *Akaike Information Criteria* (AIC) yang terkecil. AIC merupakan alat ukur statistik yang digunakan untuk mengukur kesesuaian model. Berikut hasil uji AIC. Berikut nilai AIC terkecil dari setiap kombinasi variabel yang telah dibentuk sebelumnya.

Tabel 7. Model GPR beserta nilai AIC

Variabel	Nilai AIC	Model
$X_1, X_2, X_3, X_6, X_8, X_9, X_{10}$	301,740	$\exp(-0,057X_1 + 0,020X_2 + 0,139X_3 + 0,031X_6 + 0,034X_8 - 0,177X_9 + 0,052X_{10})$
$X_1, X_2, X_3, X_8, X_9, X_{10}$	314,997	$\exp(1,934 - 0,043X_1 + 0,017X_2 + 0,131X_3 + 0,026X_8 - 0,153X_9 + 0,049X_{10})$

$X_1, X_2, X_3, X_8, X_{10}$	329,077	$\exp(1,117 - 0,036X_1 + 0,012X_2 + 0,124X_3 + 0,026X_8 + 0,048X_{10})$
$X_1, X_3, X_8, X_{10}$	338,851	$\exp(2,405 - 0,043X_1 + 0,114X_3 + 0,022X_8 + 0,039X_{10})$
$X_2, X_3, X_{10}$	348,999	$\exp(0,914 + 0,010X_2 + 0,119X_3 + 0,038X_{10})$
$X_3, X_{10}$	359,476	$\exp(1,994 + 0,107X_3 + 0,026X_{10})$
$X_3$	385,066	$\exp(2,348 + 0,099X_3)$

Berdasarkan Tabel 7, model terbaik yang dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil yaitu model yang melibatkan  $X_1, X_2, X_3, X_6, X_8, X_9$ , dan  $X_{10}$  sebagai variabel independen yang berpengaruh signifikan dengan nilai AIC yaitu 301,740. Sehingga model *Generalized Poisson Regression* untuk kasus kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023 yaitu

$$\lambda = \exp(-0,057X_1 + 0,020X_2 + 0,139X_3 + 0,031X_6 + 0,034X_8 - 0,177X_9 + 0,052X_{10})$$

#### INTERPRETASI HASIL

Berdasarkan model di atas maka dapat diinterpretasikan sebagai berikut, jika variabel independen bernilai konstan, maka jumlah kematian bayi di Provinsi NTT tahun 2023 yang terjadi rata-rata sebanyak  $e^0$  atau 1 kasus. Setiap penambahan 1 koefisien penduduk miskin akan mengurangi dari rata-rata jumlah kematian bayi sebesar  $e^{-0,057}$  atau 0,945 kasus. Semakin meningkat penduduk miskin maka akan berkurangnya jumlah kematian bayi di setiap wilayah kabupaten/kota sebanyak 1 kasus. Hal ini dapat terjadi karena adanya budaya toleransi yang tinggi di NTT sehingga masyarakat dapat saling membantu satu sama lainnya. Serta dengan adanya pengobatan gratis untuk masyarakat miskin dapat membantu dalam pelayanan kesehatan terutama kepada bayi. Sehingga walaupun jika persentase penduduk miskin meningkat, jumlah kematian bayi akan menurun.

Setiap penambahan 1 koefisien penduduk rumah tangga dengan akses sanitasi layak akan menambah dari rata-rata jumlah kematian bayi sebesar  $e^{0,020}$  atau 1,020 kasus. Semakin banyak penduduk rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak maka akan meningkatkan jumlah kematian bayi disetiap wilayah kabupaten/kota

sebanyak 1 kasus. Hal ini dapat terjadi karena pola hidup dari rumah tangga tertentu yang kurang baik walaupun memiliki fasilitas sanitasi yang memenuhi standar seperti kloset dengan leher angsa dan tempat pembuangan akhir tinja yang menggunakan tangki septik atau sistem pembuangan air limbah yang memadai.

Setiap penambahan 1 koefisien perempuan hamil dibawah 19 tahun akan menaikan dari rata-rata jumlah kematian bayi sebanyak  $e^{0,139}$  atau 1,149 kasus. Artinya jika setiap perempuan hamil dibawah 19 tahun meningkat maka akan meningkat pula jumlah kasus kematian bayi disetiap wilayah kabupaten/kota sebanyak 1 kasus.

Setiap penambahan 1 koefisien balita usia 0-23 bulan yang pernah diberikan ASI akan menaikan dari rata-rata jumlah kematian bayi sebanyak  $e^{0,031}$  atau 1,032 kasus. Artinya bahwa balita usia 0-23 bulan yang pernah diberikan ASI kemungkinan besar dapat menaikan jumlah kasus kematian bayi disetiap wilayah kabupaten/kota sebanyak 1 kasus. Hal ini dapat terjadi karena cakupan pemberian ASI eksklusif yang kurang baik. Dimana asi ekslusif harus diberikan kepada bayi sejak lahir selama enam bulan tanpa memberikan makanan dan minuman lainnya. Bukan hanya itu, dari konsumsi ibu menyusui yang kurang baik dapat mempengaruhi kualitas ASI sehingga bayi yang mendapatkan ASI pun kurang mendapatkan nutrisi yang baik.

Setiap penambahan 1 koefisien rumah tangga menurut sumber air minum dari sumur dan mata air tak terlindungi akan menaikan jumlah kematian bayi sebanyak  $e^{0,034}$  atau 1,035 kasus. Artinya rumah tangga menurut sumber air minum yang tak terlindungi dapat menaikan jumlah kematian bayi disetiap wilayah kabupaten/kota sebanyak 1 kasus.

Setiap penambahan 1 koefisien rata-rata lama sekolah perempuan akan menyebabkan penurunan dari rata-rata jumlah kematian bayi sebanyak  $e^{-0,177}$  atau sekitar 0,838 kasus. Artinya jika rata-rata lama sekolah perempuan meningkat kemungkinan besar akan menurunkan jumlah kematian bayi di setiap wilayah kabupaten/kota sebanyak 1 kasus. Hal ini dapat terjadi karena perhitungan rata-rata lama sekolah berdasarkan konversi ijazah dan tingkat pendidikan yang sedang dijalani kedalam satuan tahun dengan tidak memperhitungkan pengulangan kelas.

Setiap penambahan 1 koefisien persalinan dibantu pihak diluar tenaga medis akan menyebabkan kenaikan dari rata-rata jumlah kematian bayi sebanyak  $e^{0,052}$  atau sekitar 1,053 kasus. Artinya jika persalinan dibantu pihak diluar tenaga medis meningkat kemungkinan besar akan meningkatkan jumlah kematian bayi di setiap wilayah kabupaten/kota sebanyak 1 kasus.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada seluruh dosen program studi matematika beserta doen pembimbing yang telah memberikan ilmu kepada penulis dalam melakukan penelitian ini.

## PENUTUP

### SIMPULAN

Dari hasil pembahasan pada bagian sebelumnya, maka didapatkan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Model *Generalized Poisson Regression* pada kasus kematian bayi di Provinsi NTT pada tahun 2023 yaitu
$$\lambda = \exp(-0,057X_1 + 0,020X_2 + 0,139X_3 + 0,031X_6 + 0,034X_8 - 0,177X_9 + 0,052X_{10}).$$
2. Faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kasus kematian bayi di Provinsi NTT pada tahun 2023, terdapat tujuh faktor yang berpengaruh yaitu persentase penduduk miskin ( $X_1$ ), persentase rumah tangga dengan akses sanitasi layak ( $X_2$ ), persentase perempuan hamil dibawah 19 tahun ( $X_3$ ), persentase balita usia 0-23 bulan yang pernah diberikan ASI ( $X_6$ ), persentase rumah tangga menurut sumber air minum dari sumur dan mata air tak terlindungi ( $X_8$ ), persentase rata-rata lama sekolah perempuan ( $X_9$ ), dan persentase persalinan dibantu pihak diluar tenaga medis ( $X_{10}$ ).

## SARAN

Sebagai salah satu upaya menurunkan jumlah kematian bayi di Provinsi NTT, diharapkan pemerintah dapat mengupayakan dalam pemberian kesehatan yang menunjang terutama bagi ibu dan bayi, kesejahteraan ekonomi yang cukup, serta memperhatikan lingkungan hidup masyarakat yang layak. Bagi peneliti berikutnya diharapkan

dapat lebih lanjut melibatkan faktor-faktor lainnya dalam biang pendidikan, kesehatan, dan lingkungan yang diduga dapat menaikkan jumlah kematian bayi di Provinsi NTT.

## DAFTAR PUSTAKA

- Allo, C. B., Otok, B. W., & Purhadi. (2019). Estimation Parameter of Generalized Poisson Regression Model Using Generalized Method of Moments and Its Application. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 546(5), 052050. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/546/5/052050>
- Arisandi, A., Herdiani, E. T., & Sahriman, S. (2019). Aplikasi Generalized Poisson Regression dalam Mengatasi Overdispersi pada Data Jumlah Penderita Demam Berdarah Dengue. *STATISTIKA: Journal of Theoretical Statistics and Its Applications*, 18(2), 123–130. <https://doi.org/10.29313/jstat.v18i2.4542>
- Chaniago, A. D., & Wulandari, S. P. (2023). Pemodelan Generalized Poisson Regression (GPR) dan Negative Binomial Regression (NBR) untuk Mengatasi Overdispersi pada Jumlah Kematian Bayi di Kabupaten Probolinggo. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 11(6), D448–D455. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v11i6.93240>
- da Rato, M. R., & Guntur, R. D. (2024). *Generalized Poisson Regression Modeling on the Number of Infant Deaths in East Nusa Tenggara Province in 2022*. 17(2).
- Databox. (2023). Provinsi dengan Angka Tertinggi di Indonesia.
- Durmuş, B., & İŞÇİ Güneri, Ö. (2020). An Application of the Generalized Poisson Model for Over Dispersion Data on The Number of Strikes Between 1984 and 2017. *Alphanumeric Journal*, 8(2), 249–260. <https://doi.org/10.17093 alphanumeric.670611>
- Gani, Irwan. (t.t.). *Alat analisis data: Aplikasi statistik untuk penelitian bidang ekonomi dan sosial* (2 ed.). Yogyakarta : ANDI, 2015.
- Nugraha. (t.t.). *Pengembangan Uji Statistik: Implementasi Metode Regresi Linier Berganda dengan Pertimbangan Uji Asumsi Klasik*. Pradina Pustaka, 2022.
- Rahmadeni, & Jannah, eni F. (2019). *Pemodelan Kasus Kematian Neonatal dengan Menggunakan Generalized Poisson Regression (Gpr)* ( *Studi Kasus: Provinsi Riau* ). 2.
- Ruliana, Putriaji Hendikawati, & Arief Agoestanto. (t.t.). *Pemodelan Generalized Poisson Regression (Gpr) Untuk Mengatasi Pelanggaran Evidensi Pada Regresi Poisson Kasus Campak Di Kota Semarang Tahun 2013. Mei 2016*, 5(1). <https://doi.org/10.15294/ujm.v5i1.13103>
- Saifudin, T., & Salsabila, F. N. (t.t.). *Mubadi'ul Fitriyani3, Azizatul Kholidiyah4* ,.
- Worlds Health Orgnization. (2024). Newborn mortality rate.