

**PERBANDINGAN MODEL REGRESI POISSON, REGRESI BINOMIAL NEGATIF,
DAN REGRESI *GENERALIZED POISSON* DALAM MENGIDENTIFIKASI
FAKTOR-FAKTOR YANG MEMENGARUHI JUMLAH KEMATIAN IBU DI
PROVINSI JAWA TENGAH**

***COMPARISON OF POISSON REGRESSION, NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION,
AND GENERALIZED POISSON REGRESSION MODELS IN IDENTIFYING FACTORS
INFLUENCING THE NUMBER OF MATERNAL MORTALITY IN CENTRAL JAVA***

Anisah Daffa Citra Nareswari*, Prodi Matematika Universitas Negeri Yogyakarta

Kismiantini, Prodi Statistika Universitas Negeri Yogyakarta

*e-mail korespondensi: anisahdaffa.2022@student.uny.ac.id

Abstrak

Jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah tahun 2024 mencapai 427 kasus atau setara dengan Angka Kematian Ibu (AKI) sebesar 74,73 per 100.000 kelahiran hidup yang masih melebihi target *Sustainable Development Goals*, yaitu di bawah 70. Penelitian ini bertujuan memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah menggunakan regresi Poisson, regresi Binomial Negatif, dan regresi *Generalized Poisson*, serta mengidentifikasi model terbaik dan faktor yang berpengaruh signifikan. Variabel respons adalah jumlah kematian ibu, sedangkan variabel prediktor meliputi kunjungan kehamilan K6, imunisasi tetanus difteri lengkap (Td2+), persalinan di fasilitas kesehatan, kunjungan nifas (KF) lengkap, pemberian tablet tambah darah, rasio bidan per puskesmas, persentase ibu hamil dengan anemia, persentase penduduk miskin, dan persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (PHBS). Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *Iteratively Reweighted Least Squares* (IRLS) dengan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai terkecil dari kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model regresi *Generalized Poisson* merupakan model terbaik (AIC = 219,89, BIC = 236,68). Faktor yang berpengaruh signifikan adalah cakupan imunisasi Td2+, setiap peningkatan 1% cakupan Td2+ diperkirakan menurunkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar 0,99 kali dengan asumsi variabel lain konstan.

Kata kunci: Jumlah Kematian Ibu, Regresi Binomial Negatif, Regresi *Generalized Poisson*, Regresi Poisson

Abstract

Maternal mortality in Central Java Province reached 427 cases in 2024, equivalent to a Maternal Mortality Ratio (MMR) of 74.73 per 100,000 live births, exceeding the Sustainable Development Goals (SDGs) target of less than 70. This study aims to model the number of maternal deaths using Poisson, Negative Binomial, Generalized Poisson regression models, and to identify best model and significant influencing factor. The response variable is the number of maternal deaths, while the predictor variables include K6 antenatal care visits, complete tetanus-diphtheria immunization (Td2+), deliveries in health facilities, complete postnatal care visits (KF), iron supplementation, the ratio of midwives per community health center, percentage of pregnant women with anemia, the poverty rate, and percentage of households practicing clean and healthy living behavior (PHBS). Parameters were estimated using the Iteratively Reweighted Least Squares (IRLS) method, and the best model was selected based on the smallest AIC and BIC values. The results show that the Generalized Poisson regression model was the best model (AIC = 219.89; BIC = 236.68). Td2+ immunization coverage was identified as a significant factor. A 1% increase in Td2+ coverage was associated with an estimated 0.99-fold decrease in the average number of maternal deaths, assuming other variables remain constant.

Keywords: Generalized Poisson Regression, Maternal Deaths, Negative Binomial Regression, Poisson Regression

PENDAHULUAN

Jumlah kematian ibu merupakan salah satu indikator utama derajat kesehatan masyarakat karena mencerminkan kualitas pelayanan kesehatan ibu dan wanita usia reproduktif (OECD, 2025). Berdasarkan data World Health Organization, Angka Kematian Ibu (AKI) Indonesia pada tahun 2023 mencapai 140,5 per 100.000 kelahiran hidup, menempatkan Indonesia sebagai negara dengan AKI tertinggi ketiga di Asia Tenggara. Di tingkat daerah, Provinsi Jawa Tengah mencatat 427 kasus kematian ibu pada tahun 2024 dengan AKI sebesar 74,73, yang masih berada di atas target *Sustainable Development Goals* (SDGs) yaitu kurang dari 70 kematian ibu per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 2030. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa upaya penurunan kematian ibu masih menjadi tantangan penting yang memerlukan perhatian serius.

Kematian ibu dipengaruhi oleh berbagai faktor yang saling berkaitan. Menurut klasifikasi *International Classification of Diseases for Maternal Mortality* (ICD-MM), kematian ibu dapat disebabkan oleh faktor obstetri langsung yang berkaitan dengan komplikasi kehamilan, persalinan, dan nifas, maupun faktor obstetri tidak langsung yang berasal dari penyakit atau kondisi medis yang telah ada sebelumnya dan diperparah oleh kehamilan, seperti anemia, penyakit kardiovaskular, hepatitis, dan HIV/AIDS. Pramesti et al. (2025) mengidentifikasi faktor cakupan pemberian tablet tambah darah selama kehamilan dan rasio bidan terhadap puskesmas berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Pratiwi et al. (2025) menemukan bahwa kunjungan kehamilan K6, cakupan imunisasi tetanus difteri lengkap (Td2+), dan persentase persalinan yang ditangani tenaga kesehatan berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Selain itu, Winata (2022) membuktikan bahwa kunjungan nifas (KF) lengkap juga berpengaruh signifikan. Di sisi lain, Jeanne (2024) menyatakan bahwa kemiskinan dapat menghambat akses ibu terhadap pelayanan kesehatan, sedangkan Sabtika et al. (2021) menunjukkan bahwa perilaku hidup bersih dan sehat (PHBS) berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Temuan-temuan tersebut menunjukkan bahwa kematian ibu dipengaruhi oleh faktor pelayanan kesehatan, sosial-ekonomi, dan lingkungan secara simultan.

Analisis faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu dapat dilakukan menggunakan model regresi untuk data cacah, salah satunya model regresi Poisson. Aulele et al. (2021) menggunakan model regresi Poisson untuk memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Maluku dan menemukan beberapa faktor yang berpengaruh signifikan. Namun, model regresi Poisson mensyaratkan asumsi ekuidispersi yang sering kali tidak terpenuhi pada data kematian ibu. Untuk mengatasi kondisi tersebut, Habibah & Syafriandi (2025) dan Fatmala et al. (2024) menunjukkan bahwa model regresi Binomial Negatif mampu menangani permasalahan overdispersi. Sementara itu, Njudang et al. (2025), Rato dan Guntur (2024), serta Maneking et al. (2020) membuktikan bahwa model regresi *Generalized Poisson* juga mampu mengatasi permasalahan overdispersi. Meskipun demikian, penelitian yang mengintegrasikan faktor pelayanan kesehatan dan sosial-ekonomi sekaligus membandingkan ketiga model tersebut pada kasus kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah masih terbatas.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah tahun 2024 dengan mengintegrasikan faktor pelayanan kesehatan, penyakit bawaan ibu, dan sosial-ekonomi dalam satu analisis. Selain itu, penelitian ini membandingkan model regresi Poisson, Binomial Negatif, dan *Generalized Poisson* untuk menentukan model terbaik dalam memodelkan jumlah kematian ibu.

METODE

Multikolinearitas

Multikolinearitas merupakan kondisi ketika variabel-variabel penjelas dalam suatu model memiliki korelasi yang tinggi satu sama lain (Dobson, 2002). Keberadaan multikolinearitas dapat menyebabkan varians estimasi parameter meningkat sehingga menurunkan ketepatan inferensi statistik (Akhtar & Alharthi, 2024; Gujarati & Porter, 2009). Oleh karena itu, deteksi multikolinearitas dilakukan sebelum proses pemodelan menggunakan *Variance Inflation Factor* (VIF). Menurut Gujarati & Porter (2009), indikasi multikolinearitas terjadi apabila nilai $VIF > 10$. Nilai VIF dihitung sebagai berikut (Montgomery et al., 2012).

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

dengan R_j^2 adalah nilai koefisien determinasi yang diperoleh dari hasil regresi variabel x_j terhadap seluruh variabel penjelas lainnya.

Regresi Poisson

Model regresi Poisson termasuk dalam keluarga *Generalized Linear Model* (GLM) yang digunakan sebagai model dasar untuk data cacah (*count data*), yaitu data berupa bilangan bulat non-negatif yang menyatakan banyaknya kejadian suatu peristiwa. Model ini mengasumsikan bahwa variabel respons saling independen dan mengikuti distribusi Poisson dengan nilai harapan sama dengan varians (ekuidispersi) (Agresti, 2007; Hilbe, 2014). Berikut adalah fungsi massa peluang untuk distribusi Poisson.

$$f(y; \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}; y = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

dengan μ adalah nilai harapan (rata-rata) sekaligus varians yang bernilai $\mu > 0$. Nilai harapan dan varians dari distribusi Poisson adalah $E(Y) = \text{Var}(Y) = \mu$. Distribusi Poisson termasuk ke dalam keluarga eksponensial dengan parameter natural $\theta = \log(\mu)$ sehingga fungsi hubungan kanonik yang digunakan adalah fungsi hubungan log. Berikut adalah bentuk model regresi Poisson untuk pengamatan ke- i dengan $\eta_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$.

$$\log(\mu_i) = \eta_i \quad (3)$$

Regresi Binomial Negatif

Model regresi Binomial Negatif merupakan pengembangan dari model regresi Poisson yang digunakan untuk memodelkan data cacah dengan kondisi overdispersi, yaitu ketika varians melebihi nilai harapan. Model ini menambahkan parameter dispersi sehingga mampu mengakomodasi variabilitas data yang tidak dapat dijelaskan oleh model regresi Poisson (Hilbe, 2011). Distribusi Binomial Negatif dapat dipandang sebagai distribusi campuran Poisson-Gamma sehingga menghasilkan parameter dispersi tambahan yang memungkinkan pemodelan data overdispersi (Agresti, 2015). Fungsi massa peluang untuk distribusi Binomial Negatif adalah sebagai berikut (Cameron & Trivedi, 1998).

$$f(y; \mu, \alpha) = \frac{\Gamma(y + \alpha^{-1})}{\Gamma(y + 1)\Gamma(\alpha^{-1})} \left(\frac{\alpha^{-1}}{\alpha^{-1} + \mu} \right)^{\alpha^{-1}} \left(\frac{\mu}{\alpha^{-1} + \mu} \right)^y; y = 0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

dengan $\Gamma(\cdot)$ adalah fungsi gamma, μ adalah nilai harapan (rata-rata) ($\mu > 0$), dan α adalah parameter dispersi ($\alpha \geq 0$). Nilai harapan dan varians dari distribusi Binomial Negatif masing-masing adalah $E(Y) = \mu$ dan $\text{Var}(Y) = \mu + \alpha\mu^2$.

Berbeda dengan distribusi Poisson, parameter natural distribusi Binomial Negatif tidak sama dengan $\log(\mu)$ sehingga fungsi hubung log bukan merupakan fungsi hubung kanonik. Meskipun demikian, fungsi hubung log tetap umum digunakan karena memberikan interpretasi parameter yang sederhana dan memudahkan proses estimasi (Hilbe, 2011). Dengan demikian, model regresi Binomial Negatif juga dapat dituliskan seperti pada persamaan (3).

Regresi *Generalized Poisson*

Model regresi *Generalized Poisson* merupakan pengembangan dari regresi Poisson yang digunakan untuk memodelkan data cacah ketika asumsi ekuidispersi tidak terpenuhi. Berbeda dengan model regresi Binomial Negatif yang hanya mengakomodasi overdispersi, model ini mampu menangani overdispersi maupun underdispersi melalui parameter dispersi ϕ (Consul & Famoye, 1992). Fungsi massa peluang untuk distribusi *Generalized Poisson* adalah sebagai berikut.

$$f(y; \mu, \phi) = \left(\frac{\mu}{1 + \phi\mu} \right)^y (1 + \phi\mu)^{y-1} \frac{\exp\left(\frac{-\mu(1 + \phi\mu)}{1 + \phi\mu}\right)}{y!}; y = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

dengan μ menyatakan nilai harapan (rata-rata), dan ϕ adalah parameter dispersi yang mengindikasikan overdispersi ketika $\phi > 0$ atau underdispersi ketika $\phi < 0$. Nilai harapan untuk distribusi *Generalized Poisson* dapat dituliskan seperti pada persamaan **Error! Reference source not found.**, sedangkan untuk variansnya adalah $\text{Var}(Y) = \mu(1 + \phi\mu)^2$. Hubungan antara nilai harapan dan prediktor linear dimodelkan menggunakan fungsi hubung log sehingga model regresi *Generalized Poisson* dinyatakan sebagaimana pada persamaan (3).

Estimasi Parameter

Estimasi parameter untuk ketiga model regresi dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Namun, metode MLE sering kali tidak menghasilkan solusi eksplisit untuk memaksimalkan fungsi log-likelihood $\ell(\beta)$ sehingga estimasi parameter diselesaikan secara iteratif dengan bantuan algoritma seperti *Iteratively Reweighted Least Squares* (IRLS). Pada setiap iterasi IRLS, dilakukan penghitungan nilai prediksi, matriks bobot, dan variabel respons tersesuaikan untuk memperbarui estimasi parameter hingga memenuhi kriteria konvergensi (Agresti, 2015). Untuk iterasi pada langkah ke- s , algoritma IRLS dapat dituliskan sebagai: $\hat{\beta}^{(s+1)} = (X^T W^{(s)} X)^{-1} X^T W^{(s)} z^{(s)}$ dengan matriks bobot (W) dapat

didefinisikan sebagai $W^{(s)} = \text{diag}(w_{11}^{(s)}, w_{22}^{(s)}, \dots, w_{nn}^{(s)})$ dengan $w_{ii}^{(s)} = \frac{\left(\frac{\partial \hat{\mu}_i^{(s)}}{\partial (\hat{\eta}_i^{(s)})} \right)^2}{\text{Var}(Y_i)}$ dan variabel respons yang tersesuaikan adalah $z_i^{(s)} = \hat{\eta}_i^{(s)} + \frac{y_i - \hat{\mu}_i^{(s)}}{\hat{\mu}_i^{(s)}}$.

Uji Signifikansi Parameter

Setelah melakukan proses estimasi parameter, dilakukan pengujian signifikansi untuk mengevaluasi pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respons. Pengujian dilakukan secara serentak menggunakan *Likelihood Ratio Test* (LRT) dan secara parsial menggunakan uji Wald (Agresti, 2015).

Uji parameter secara serentak dilakukan menggunakan Likelihood Ratio Test (LRT) dengan statistik uji:

$$G^2 = -2(\ell_0 - \ell_1) \quad (6)$$

dengan G^2 adalah statistik uji LRT, ℓ_0 dan ℓ_1 masing-masing menyatakan nilai log-likelihood dari model nol dan model penuh. Hipotesis yang diuji adalah $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_j = 0$ vs H_1 :

Minimal terdapat satu $\beta_j \neq 0$. Statistik G^2 mengikuti distribusi Chi-square dengan derajat bebas sebesar selisih jumlah parameter kedua model. Hipotesis nol ditolak apabila nilai G^2 melebihi nilai kritis Chi-square atau memiliki p -value lebih kecil dari taraf signifikansi.

Selanjutnya, parameter yang berpengaruh secara individual diuji menggunakan uji Wald dengan statistik:

$$z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \quad (7)$$

Hipotesis yang diuji adalah $H_0: \beta_j = 0$ vs $H_1: \beta_j \neq 0$ dengan kriteria keputusan untuk menolak H_0 apabila $|z| > z_{\alpha/2}$ atau p -value lebih kecil dari taraf signifikansi (α).

Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Performa model dibandingkan menggunakan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC). Kedua kriteria didasarkan pada nilai log-likelihood yang dikombinasikan dengan penalti terhadap kompleksitas model. Model dengan nilai AIC atau BIC yang lebih kecil dianggap memiliki performa yang lebih baik (Hilbe, 2011). Berikut adalah rumus untuk menghitung AIC dan BIC (Akaike, 1974; Schwarz, 1978).

$$AIC = -2 \log(L) + 2k \quad (8)$$

$$BIC = -2 \log(L) + k \log(n) \quad (9)$$

dengan $\log(L)$ adalah nilai log-likelihood maksimum, k menyatakan jumlah parameter dalam model (termasuk intersep), dan n adalah banyak data observasi.

Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari laman Open Data (data.jatengprov.go.id), Buku Profil Kesehatan, dan Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Tengah di tingkat kabupaten/kota (29 kabupaten dan 6 kota) pada tahun 2024. Variabel respons yang digunakan adalah jumlah kematian ibu pada tahun 2024, kemudian variabel prediktor yang digunakan mencakup faktor pelayanan kesehatan, penyakit bawaan ibu, dan sosial-ekonomi.

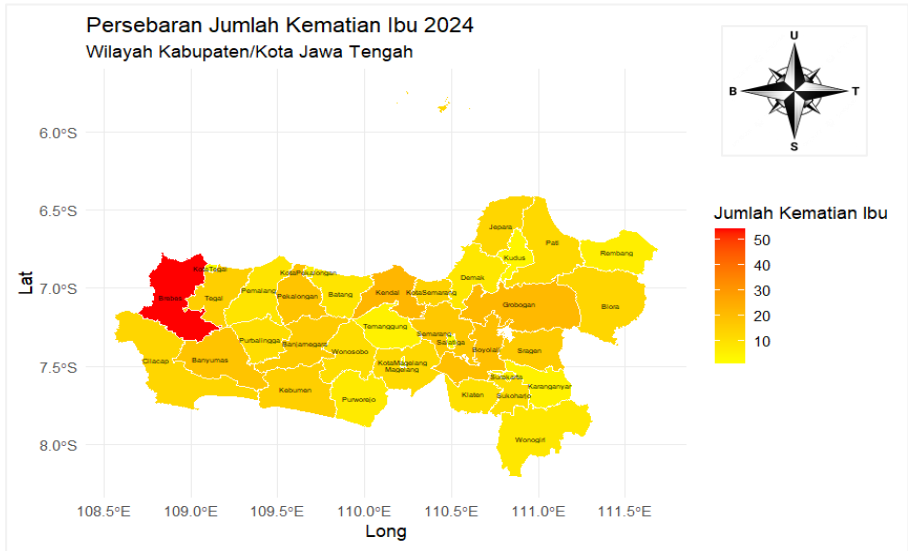
HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian dipaparkan melalui tahapan statistik deskriptif, deteksi multikolinearitas, uji distribusi Poisson, serta pemodelan menggunakan model regresi Poisson, regresi Binomial Negatif, dan regresi *Generalized Poisson*. Tahap pemodelan mencakup estimasi parameter menggunakan metode *Iteratively Reweighted Least Squares* (IRLS) dan pengujian signifikansi, kemudian diakhiri dengan pemilihan model terbaik di antara tiga model regresi yang digunakan berdasarkan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC).

Statistik Deskriptif

Gambar 1 menunjukkan bahwa wilayah bagian barat Provinsi Jawa Tengah cenderung memiliki jumlah kematian ibu yang lebih tinggi dibandingkan wilayah lainnya. Kondisi tersebut terutama dipengaruhi oleh Kabupaten Brebes yang mencatat jumlah kematian ibu tertinggi, yaitu sebanyak 54 kasus. Sebaliknya, Kota Tegal merupakan wilayah dengan jumlah kematian ibu terendah, yaitu sebanyak 1 kasus.

Gambar 1. Peta Persebaran Jumlah Kematian Ibu di Jawa Tengah



Tabel 1 menunjukkan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah memiliki rata-rata 12,2 kasus per kabupaten/kota. Selain itu, terdapat variasi yang cukup besar pada beberapa variabel prediktor, khususnya cakupan imunisasi Td2+ (X_2) dan pemberian tablet tambah darah (X_5), sedangkan variabel persalinan oleh tenaga kesehatan (X_3) memiliki variasi yang relatif kecil.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Min.	Maks.	Mean	Varians
Jumlah kematian ibu (Y)	1	54	12,2	83,69
Persentase Kunjungan kehamilan K6 (X_1)	76,5	109,5	98,43	40,6
Persentase Pemberian imunisasi Td2+ (X_2)	84,19	184,06	117,68	709,84
Persentase Persalinan yang ditangani oleh pelayanan kesehatan (X_3)	84,88	100,14	99,09	11,93
Persentase Kunjungan nifas (KF) lengkap (X_4)	83	113,52	98,66	22,3
Persentase Pemberian Tablet Tambah Darah (X_5)	12,47	103,25	76,72	697,6
Rasio bidan dengan puskesmas (X_6)	19,81	63,08	35,56	83,46
Persentase Ibu dengan Anemia (X_7)	1,46	14,17	7,35	12,13
Persentase penduduk miskin (X_8)	4,03	15,71	10,13	10,31
Persentase Rumah tangga ber-PHBS (X_9)	52,4	98,54	86,57	117,56

Sebelum dilakukan pemodelan, dilakukan identifikasi pencilan pada variabel respons jumlah kematian ibu menggunakan kriteria $Q_3 + 1,5 \times IQR$. Hasil identifikasi menunjukkan bahwa Kabupaten Brebes merupakan satu-satunya observasi yang dikategorikan sebagai pencilan dengan jumlah kematian ibu sebanyak 54 kasus, melebihi batas atas pencilan sebesar 29 kasus. Oleh karena itu, observasi tersebut dikeluarkan dari proses pemodelan untuk memperoleh estimasi parameter yang lebih stabil dan representatif terhadap mayoritas data.

Deteksi Multikolinearitas

Tabel 2. Nilai VIF Variabel Penelitian

Variabel	VIF
X_1	2,02
X_2	1,44
X_3	1,63
X_4	1,77
X_5	1,57
X_6	1,54
X_7	1,45
X_8	1,96
X_9	1,67

Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai VIF seluruh variabel prediktor berada pada rentang 1,44–2,02 yang jauh di bawah batas 10. Hasil ini menunjukkan tidak adanya indikasi multikolinearitas yang berarti sehingga seluruh variabel prediktor layak diikutsertakan dalam pembentukan model regresi.

Uji Distribusi Poisson

Dilakukan pengujian uji distribusi Poisson pada data jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah menggunakan uji Chi-Square. Hipotesis yang digunakan adalah H_0 = data mengikuti distribusi Poisson, sebaliknya H_1 = data tidak mengikuti distribusi Poisson. Kriteria keputusannya adalah menolak H_0 apabila p -value melebihi 0,05 atau nilai statistik uji D melebihi nilai $D_{(19;0,05)}$ dengan 19 merupakan banyak kelas pada tabel frekuensi relatif dan taraf signifikansi yang digunakan adalah $\alpha = 0,05$.

Tabel 3. Hasil Uji Distribusi Poisson

D	p -value
322,16	$2,2 \times 10^{-16}$

Tabel 3 menunjukkan bahwa hasil uji distribusi Poisson menunjukkan nilai statistik Chi-square sebesar 322,16 dengan p -value $< 0,001$ yang menghasilkan keputusan untuk tolak H_0 . Hasil tersebut menunjukkan bahwa data jumlah kematian ibu tidak mengikuti distribusi Poisson.

Estimasi Model Regresi Poisson

Model regresi Poisson digunakan sebagai model dasar untuk memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah. Meskipun hasil uji distribusi menunjukkan data tidak mengikuti distribusi Poisson, model ini tetap diestimasi sebagai pembandingan terhadap model regresi Binomial Negatif dan *Generalized Poisson* dalam menangani overdispersi.

Tabel 4. Estimasi Parameter Model Regresi Poisson

Parameter	Estimasi	Standard Error	Z	p -value
β_0	-0,858	4,359	-0,197	0,843
β_1	-0,022	0,014	-1,546	0,122
β_2	-0,008	0,002	-3,106	0,001*
β_3	0,079	0,035	2,215	0,026*
β_4	-0,004	0,017	-0,213	0,831
β_5	-0,005	0,002	-1,856	0,063
β_6	-0,013	0,007	-1,772	0,076

Parameter	Estimasi	Standard Error	Z	p-value
β_7	0,003	0,02	0,172	0,863
β_8	-0,023	0,023	-0,987	0,323
β_9	-0,001	0,005	-0,177	0,859
LogLik Nol	: -122,278			
LogLik Penuh	: -103,329			

Berdasarkan Tabel 4, didapatkan statistik uji G^2 untuk uji parameter secara serentak sebesar 37,898 sehingga kesimpulan yang didapat adalah terdapat minimal satu variabel berpengaruh signifikan pada model regresi Poisson. Kemudian, hasil uji signifikansi secara parsial menunjukkan bahwa cakupan pemberian imunisasi tetanus difteri (X_2) dan persalinan yang ditangani oleh pelayanan kesehatan (X_3) merupakan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Dengan demikian, berikut adalah perkiraan model regresi Poisson.

$$\hat{\mu}_i = \exp(-0,858 - 0,022X_{i1} - 0,008X_{i2} + 0,079X_{i3} - 0,004X_{i4} - 0,005X_{i5} - 0,013X_{i6} + 0,003X_{i7} - 0,023X_{i8} - 0,001X_{i9}) \quad (10)$$

Estimasi Model Regresi Binomial Negatif

Tabel 5. Estimasi Parameter Model Binomial Negatif

Parameter	Estimasi	Standard Error	Z	p-value
β_0	-1,802	5,7	-0,316	0,752
β_1	-0,026	0,021	-1,263	0,207
β_2	-0,008	0,003	-2,206	0,027*
β_3	0,086	0,045	1,915	0,055
β_4	0,002	0,025	0,095	0,924
β_5	-0,005	0,004	-1,38	0,168
β_6	-0,015	0,01	-1,467	0,142
β_7	0,0001	0,028	0,03	0,998
β_8	-0,02	0,034	0,603	0,546
β_9	-0,0003	0,009	-0,035	0,972
LogLik Null	: -108,1			
LogLik Penuh	: -99,331			

Tabel 5 menghasilkan statistik uji G^2 untuk uji parameter secara serentak sebesar 17,538 sehingga kesimpulannya adalah terdapat minimal satu variabel berpengaruh signifikan pada model regresi Binomial Negatif. Kemudian, hasil uji signifikansi secara parsial menunjukkan bahwa cakupan pemberian imunisasi tetanus difteri (X_2) merupakan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Dengan demikian, berikut adalah perkiraan model regresi Binomial Negatif.

$$\hat{\mu}_i = \exp(-1,802 - 0,026X_{i1} - 0,008X_{i2} + 0,086X_{i3} + 0,002X_{i4} - 0,005X_{i5} - 0,015X_{i6} + 0,0001X_{i7} - 0,02X_{i8} - 0,0003X_{i9}) \quad (11)$$

Estimasi Model Regresi *Generalized Poisson***Tabel 6.** Estimasi Parameter Model Regresi *Generalized Poisson*

Parameter	Estimasi	<i>Standard Error</i>	Z	<i>p-value</i>
β_0	-0,442	5,896	-0,075	0,94
β_1	-0,02	0,02	-1,003	0,315
β_2	-0,008	0,003	-2,209	0,027*
β_3	0,072	0,047	1,506	0,132
β_4	-0,006	0,024	-0,237	0,812
β_5	-0,005	0,003	-1,308	0,19
β_6	-0,013	0,01	-1,28	0,2
β_7	0,001	0,028	0,026	0,979
β_8	-0,016	0,032	-0,484	0,628
β_9	-0,002	0,008	-0,283	0,777
LogLik Nol	: -107,505			
LogLik Penuh	: -98,945			

Berdasarkan Tabel 6, statistik uji G^2 uji parameter secara serentak adalah 17,12 sehingga kesimpulannya adalah terdapat minimal satu variabel berpengaruh signifikan pada model regresi *Generalized Poisson*. Kemudian, hasil uji signifikansi secara parsial menunjukkan bahwa cakupan pemberian imunisasi tetanus difteri (X_2) merupakan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Dengan demikian, berikut adalah perkiraan model regresi *Generalized Poisson*.

$$\hat{\mu}_i = \exp(-0,442 - 0,02X_{i1} - 0,008X_{i2} + 0,072X_{i3} - 0,006X_{i4} - 0,005X_{i5} - 0,013X_{i6} + 0,001X_{i7} - 0,016X_{i8} - 0,002X_{i9}) \quad (12)$$

Pemilihan Model Terbaik**Tabel 7.** Perbandingan Nilai AIC dan BIC

Model Regresi	AIC	BIC
Poisson	226,66	241,92
Binomial Negatif	220,66	237,45
<i>Generalized Poisson</i>	219,89	236,68

Tabel 7 menyajikan perbandingan nilai AIC dan BIC dari tiga model regresi. Berdasarkan kedua kriteria tersebut, model *Generalized Poisson* menghasilkan nilai AIC dan BIC paling kecil sehingga dipilih sebagai model terbaik untuk memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah. Persamaan model terbaik disajikan pada persamaan (12).

Pembahasan

Model regresi Poisson tidak cocok digunakan untuk memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah tahun 2024 karena masih ditemukan masalah overdispersi yang ditunjukkan oleh nilai parameter dispersi dugaan lebih dari 1, yaitu sebesar 2,6. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa varians data melebihi nilai rata-rata sehingga asumsi ekuidispersi pada regresi Poisson tidak terpenuhi. Oleh karena itu, permasalahan ini perlu ditangani menggunakan model regresi alternatif, seperti model regresi Binomial Negatif dan model regresi *Generalized Poisson*.

Model regresi Poisson mengidentifikasi faktor pemberian imunisasi tetanus difteri dosis lengkap (Td2+) (X_2) dan persalinan yang ditangani oleh pelayanan kesehatan (X_3) sebagai faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Penemuan ini sejalan dengan hasil penelitian milik Winata (2022), Habibah & Syafriandi (2025), serta Delia & Wungguli (2025) yang juga menemukan bahwa cakupan persalinan yang ditangani oleh pelayanan kesehatan berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu.

Berdasarkan nilai eksponensial koefisien pada Tabel 4, setiap peningkatan satu persen cakupan pemberian imunisasi tetanus difteri dosis lengkap (Td2+) diperkirakan menurunkan jumlah kematian ibu sekitar 0,99 kali dengan asumsi variabel lain konstan. Sebaliknya, setiap peningkatan satu persen cakupan persalinan oleh pelayanan kesehatan, maka rata-rata jumlah kematian ibu diperkirakan akan meningkat sebesar 1,08 kali dengan asumsi variabel lain konstan. Namun, hubungan positif tersebut perlu diinterpretasikan secara hati-hati karena cakupan persalinan oleh pelayanan kesehatan relatif homogen pada hampir seluruh kabupaten/kota (99%–100,14%) sehingga variabel ini kurang mampu menggambarkan kondisi perbedaan antarwilayah di Provinsi Jawa Tengah terkait pelayanan persalinan di fasilitas umum kesehatan.

Sebagai model alternatif untuk menangani pelanggaran asumsi ekuidispersi pada model regresi Poisson, model regresi Binomial Negatif mampu menangani permasalahan ini yang ditunjukkan dengan nilai AIC dan BIC lebih kecil. Penelitian milik Winata (2022), Suryadi et al. (2023), Fatmala dkk. (2024), Habibah & Syafriandi (2025) juga menunjukkan kemampuan model regresi Binomial Negatif dalam menanggulangi masalah overdispersi pada model regresi Poisson secara efektif. Model ini mengidentifikasi faktor pemberian imunisasi tetanus difteri dosis lengkap (Td2+) (X_2) yang sejalan dengan penelitian Pratiwi et al. (2025). setiap peningkatan satu persen cakupan imunisasi tetanus difteri dosis lengkap (Td2+), maka rata-rata jumlah kematian ibu diperkirakan akan menurun 0,99 kali dengan asumsi variabel lain konstan.

Model regresi *Generalized Poisson* merupakan model alternatif lain untuk menangani permasalahan overdispersi pada model regresi Poisson. Model ini memberikan performa terbaik dalam memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah tahun 2024 yang ditunjukkan oleh nilai AIC dan BIC paling rendah dibandingkan model regresi Poisson maupun model regresi Binomial Negatif, yaitu masing-masing sebesar 219,89 dan 236,68. Hasil ini sejalan dengan penelitian Al Haris & Arum (2022) dan Njudang et al. (2025) yang juga mengidentifikasi performa model regresi *Generalized Poisson* lebih baik dalam menangani overdispersi dibandingkan model regresi Binomial Negatif. Model regresi *Generalized Poisson* mengidentifikasi faktor pemberian imunisasi tetanus difteri dosis lengkap (Td2+) (X_2). Setiap peningkatan satu persen cakupan imunisasi tetanus difteri dosis lengkap (Td2+) maka rata-rata jumlah kematian ibu diperkirakan akan menurun 0,99 kali dengan asumsi variabel lain konstan.

SIMPULAN

Penelitian ini membandingkan performa model regresi Poisson, regresi Binomial Negatif, dan regresi *Generalized Poisson* dalam memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Tengah tahun 2024. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa regresi Poisson mengalami overdispersi sehingga perlu ditangani dengan model alternatif. Berdasarkan perbandingan nilai AIC dan BIC, model regresi *Generalized Poisson* memberikan performa terbaik dibandingkan kedua model lainnya (AIC = 219,89, BIC = 236,68). Berdasarkan model terbaik tersebut, cakupan pemberian imunisasi tetanus difteri dosis lengkap (Td2+) merupakan faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2007). *An introduction to categorical data analysis*. John Wiley & Sons.
- Agresti, A. (2015). *Foundations of linear and generalized linear models wiley series in probability and statistics*. John Wiley & Sons.
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-19(6), 716–723.
- Akhtar, N., & Alharthi, M. F. (2024). A comparative study of the performance of new ridge estimators for multicollinearity: Insights from simulation and real data application. *AIP Advances*, 14. <https://doi.org/10.1063/5.0236631>
- Al Haris, M., & Arum, P. R. (2022). Negative binomial regression and generalized poisson regression models on the number of traffic accidents in Central Java. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 16(2), 471–482. <https://doi.org/10.30598/barekengvol16iss2pp471-482>
- Aulele, S. N., Heumasse, A. G., & Lesnussa, Y. A. (2021). Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu di Provinsi Maluku dengan menggunakan regresi poisson. *Jurnal EurekaMatika*, 9(2), 151–158. <https://ejournal.upi.edu/index.php/JEM>
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (1998). *Regression analysis of count data*. Cambridge University Press.
- Consul, P. C., & Famoye, F. (1992). Generalized poisson regression model. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 21(1), 89–109. <https://doi.org/10.1080/03610929208830766>
- Delia, F., & Wungguli, D. (2025). Model geographically weighted bivariate generalized poisson regression dengan adaptive gaussian kernel (Studi kasus: Jumlah kematian ibu dan neonatal di Indonesia). *Research Review Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 4(1).
- Dobson, A. J. (2002). *An introduction to generalized linear models (2nd ed.)*. Chapman & Hall.
- Fatmala, C. T., Hayati, M., Sari, R. P., & Hudori, M. (2024). Pemodelan jumlah kasus HIV/AIDS di Provinsi Lampung menggunakan regresi binomial negatif. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 6(2), 168–177. <https://doi.org/10.31605/jomta.v6i2.4069>
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics (5th ed.)*. McGraw-Hill.
- Habibah, S., & Syafriandi. (2025). Pemodelan jumlah kematian ibu di provinsi Sumatera Utara menggunakan pendekatan regresi binomial negatif. *Leibniz: Jurnal Matematika*, 5(5), 303–317. <https://ejurnal.unisap.ac.id/leibniz/index>
- Hilbe, J. M. (2011). *Negative binomial regression (2nd ed.)*. Cambridge University Press.
- Hilbe, J. M. (2014). *Modeling count data*. Cambridge University Press.
- Jeanne, A. (2024). The impact of socio-economic factors on maternal health in rural Africa. *INOSR APPLIED SCIENCES*, 12(3), 29–35. <https://doi.org/10.59298/INOSRAS/2024/12.3.2935>
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis (5th ed.)*. John Wiley & Sons.
- Njudang, C. C. I. A., Guntur, R. D., Sinu, E. B., & Pahnuel, J. R. (2025). Perbandingan model generalized poisson regression dan negative binomial regression dalam mengatasi overdispersi pada kasus pneumonia di provinsi NTT tahun 2023. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 13(3).
- OECD. (2025). *Health at a Glance 2025: OECD Indicators (Health at a Glance)*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/8f9e3f98-en>
- Pramesti, O. D., Ahmad, I. S., & Adiprana, D. W. (2025). Pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi AKI menggunakan regresi zero inflated poisson (ZIP) dan zero and one inflated poisson (ZOIP). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 13(2), A43–A50.

- Pratiwi, Y. I., Khaulasari, H., Farida, Y., & Ferdani, A. (2025). Analysis of factors that influence maternal mortality rates using generalized poisson regression. *ENTHUSIASTIC: International Journal of Applied Statistics and Data Science*, (2), 118–129. <https://journal.uui.ac.id/ENTHUSIASTIC>
- Ramadhan, A. R., & Al-Husein, F. K. (2025). Pemodelan kasus kekerasan terhadap perempuan di Jawa Barat: Poisson dan negatif binomial. *Jurnal Sains Ekonomi dan Edukasi*, 2(2), 523–535. <https://doi.org/10.62335>
- Sabtika, W., Prahutama, A., & Yasin, H. (2021). Pemodelan geographically weighted generalized poisson regression (GWGPR) pada kasus kematian ibu nifas di Jawa Tengah. *Jurnal Gaussian*, 10(2), 259–268. <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461–464.
- Winata, H. M. (2022). Mengatasi overdispersi dengan regresi binomial negatif pada angka kematian ibu di Kota Bandung. *Jurnal Gaussian*, 11(4), 616–622. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.4.616-622>
- World Health Organization. (2012). *The WHO application of ICD-10 to deaths during pregnancy, childbirth and the puerperium: ICD-MM*.
- World Health Organization. (2026). *Health data overview for Southeast Asian countries*. <https://data.who.int/countries/>