



PEMODELAN JUMLAH KEMATIAN IBU DI PROVINSI SUMATERA UTARA MENGGUNAKAN PENDEKATAN REGRESI BINOMIAL NEGATIF

Sarah Habibah^{1,*}), Syafriandi²⁾

^{1,2)}Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Padang

*email: ¹sarahhabibah2003@gmail.com, ²syafriandi.math@fmipa.unp.ac.id

Abstrak: Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan indikator penting untuk mengukur kesehatan suatu negara serta mencerminkan tingkat keberhasilan program kesehatan ibu. Provinsi Sumatera Utara merupakan provinsi yang belum mencapai target RENSTRA pada tahun 2023 dengan AKI yang tinggi. Oleh karena itu, penanganan yang tepat terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi penurunan AKI diperlukan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara. Data yang digunakan adalah data jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara pada tahun 2023. Hasil analisis menggunakan Regresi Poisson menunjukkan karakteristik overdispersi. Oleh karena itu, pemodelan kematian ibu dilakukan menggunakan Regresi Binomial Negatif. Nilai AIC yang diperoleh untuk model Regresi Binomial Negatif $\mu_i = \exp(0,021921 + 0,023454X_2)$, sebesar 186,99. Hasil ini menunjukkan bahwa variabel yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian ibu adalah persentase persalinan di fasilitas kesehatan. Hal ini menunjukkan pentingnya persalinan yang dibantu oleh tenaga kesehatan sebagai strategi utama dalam menurunkan angka kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara.

Kata Kunci: Angka Kematian Ibu, Regresi Poisson, Overdispersi, Regresi Binomial Negatif.

Abstract: *Maternal Mortality Rate (MMR) is an important indicator for measuring a country's health as well as reflecting the level of success of maternal health programs. North Sumatra Province is a province that has not reached the RENSTRA target in 2023 with a high MMR. For this reason, appropriate handling of factors that influence the reduction of MMR is needed. This study aims to determine the factors that influence the number of maternal deaths in North Sumatra Province. The data used is data the number of maternal deaths in North Sumatra Province in 2023. The results of the analysis using Poisson Regression showed overdispersion characteristics. So that maternal mortality modeling was carried out using Negative Binomial Regression. The AIC value obtained for the Negative Binomial Regression model $\mu_i = \exp(0,021921 + 0,023454X_2)$ of 186.99. These results indicate that the only significant variable affecting maternal mortality is the percentage of deliveries in health care facilities. This shows the importance of childbirth assisted by health workers as a the main strategy in reducing MMR in North Sumatra Province.*

Keywords: *Maternal Mortality Rate, Poisson Regression, Overdispersion, Negative Binomial Regression.*



PENDAHULUAN

Kualitas sistem kesehatan suatu negara dapat dilihat salah satunya dari keberhasilan program kesehatan ibu. Hal ini ditentukan oleh indikator utama berupa Angka Kematian Ibu. Kematian ibu dapat diartikan sebagai semua kematian selama periode kehamilan, persalinan, dan nifas yang disebabkan oleh pengelolaannya dan bukan karena penyebab lainnya seperti kecelakaan atau insiden tertentu (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2024). Angka Kematian Ibu (AKI) adalah jumlah kematian dalam kategori tersebut per 100.000 kelahiran hidup.

Pemerintah Indonesia bekerja sama dengan seluruh anggota Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB) untuk mengurangi kematian ibu dengan menerapkan program *Sustainable Development Goals* (SDGs) atau Tujuan Pembangunan Berkelanjutan. SDGs dibentuk pada tahun 2015 yang mencakup 169 target dengan 17 tujuan, diantaranya kesehatan dan kesejahteraan yang baik, yang merupakan tujuan SDGs ke 3 yaitu memastikan kehidupan yang sehat dan meningkatkan kesejahteraan bagi semua orang di segala usia. Hal tersebut sejalan dengan target 3.1 yang bertujuan menurunkan angka kematian ibu secara global hingga capaiannya pada tahun 2030 menjadi kurang dari 70 per 100.000 kelahiran hidup.

Menurut estimasi tahun 2020 dari *The World Factbook* yang dipublikasikan oleh *Central Intelligence Agency*, Indonesia menempati posisi ke-52 dari 186 negara dengan angka kematian ibu yang tinggi, yaitu 173 per 100.000 kelahiran hidup (tidak termasuk penyebab insidental atau tidak disengaja) (*Central Intelligence Agency*, 2020). Data lain dari World Health Organization (WHO) dalam Laporan Maternal Mortality: *Trends in maternal mortality* 2000-2020 menunjukkan pada tahun yang sama Indonesia berada di peringkat ke-4 tertinggi di kawasan Asia Tenggara (WHO, 2023). Berdasarkan hasil Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI), Survei Penduduk Antar Sensus (SUPAS 2015), serta Long Form Sensus Penduduk (SP 2020), AKI di Indonesia cenderung menurun dari 390 pada tahun 1991 menjadi 189 per 100.000 kelahiran hidup pada 2020. Angka ini hampir mencapai target Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2024, yaitu 183 per 100.000 kelahiran hidup. Meskipun demikian, data dari Kementerian Kesehatan yang dirangkum dalam pencatatan program Gizi dan Kesehatan Ibu dan Anak menunjukkan adanya peningkatan kematian ibu sebesar 25,5% dari 3.572 kasus tahun 2020 menjadi 4.482 kasus pada tahun 2023.

Sebanyak lima provinsi dengan jumlah kematian ibu tertinggi di Indonesia hampir menyumbang 50% dari total kematian ibu pada tahun 2023, yaitu Provinsi Jawa Barat (17,67%), Provinsi Jawa Timur (11,13%), Provinsi Jawa Tengah (10,40%), Provinsi Banten (4,66%), dan Provinsi Sumatera Utara (4,51%). Meskipun provinsi-provinsi di Pulau Jawa menyumbang jumlah kematian ibu yang tinggi, AKI yang dilaporkan masih di bawah target Rencana Strategis (RENSTRA) masing-masing provinsi. Hal ini tidak berlaku untuk Provinsi Sumatera Utara. Provinsi Sumatera Utara menetapkan target RENSTRA untuk tahun 2023 sebesar 67,39 per 100.000 kelahiran hidup (Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara, 2024). Sementara itu, AKI yang dilaporkan oleh Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara mencapai 82,33 per 100.000 kelahiran hidup (202 kematian dari 245.349) pada tahun 2023(Dinas Kesehatan Provinsi



Sumatera Utara, 2023). Hal ini mengindikasikan belum tercapainya target RENSTRA di Provinsi Sumatera Utara.

Penelitian terkait faktor yang memengaruhi kematian ibu telah dilakukan di beberapa provinsi di Indonesia, diantaranya Arkandi & Winahju, (2015) yang menemukan bahwa persentase ibu hamil yang melakukan K4 (kunjungan antenatal minimal 4 kali) serta persentase ibu hamil yang memperoleh tablet Fe3 (zat besi) berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Timur tahun 2013. Sementara itu, di Provinsi Jawa Tengah, faktor yang berpengaruh meliputi persentase persalinan yang ditolong oleh tenaga kesehatan dan persentase komplikasi kebidanan yang ditangani (Putri & Purhadi, 2017). Selanjutnya, menurut Salby & Purhadi, (2020) variabel yang berhubungan dengan jumlah kematian ibu di Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan antara lain persentase kunjungan K1, persentase kunjungan K4, persentase imunisasi TT2+ (vaksin Tetanus Toxoid), persentase ibu hamil penerima tablet Fe3, dan persentase ibu hamil dengan komplikasi kebidanan. Penelitian tersebut hanya terfokus pada wilayah pulau Jawa dan belum ada yang meneliti di Provinsi Sumatera Utara.

Kasus kematian ibu merupakan suatu fenomena yang menghasilkan data berbentuk diskrit, dengan kata lain merupakan data cacah (*count data*). Untuk menganalisis faktor-faktor yang diduga berpengaruh terhadap kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara dapat menerapkan metode analisis regresi. Analisis regresi merupakan suatu teknik dalam analisis statistika yang berfungsi untuk mempelajari hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor, sekaligus memprediksi nilai suatu variabel. Salah satu analisis regresi yang digunakan dalam menganalisis data hitungan seperti kematian ibu adalah Regresi Poisson.

Dalam Regresi Poisson, pendekatan yang diambil untuk menganalisis data hitungan diperoleh dari *point process* dan *continuous data*. Pada Regresi Poisson terdapat asumsi penting yang harus dipenuhi yaitu nilai varians harus sama dengan rata-rata (*equidispersion*). Namun, pada praktiknya sering dijumpai kondisi di mana varians lebih besar dibandingkan rata-rata, yang dikenal sebagai *overdispersion*. Keadaan ini menyebabkan galat baku menjadi lebih kecil dari nilai sebenarnya (*underestimate*), sehingga berpotensi menghasilkan kesimpulan yang tidak valid (P. McCullagh, 1989). Ketika terjadi overdispersi pada data diperlukan metode statistika yang dapat menangani kondisi tersebut. Distribusi Binomial Negatif dapat menjadi solusi yang cukup baik apabila terjadi overdispersi (Hilbe, 2011). Penelitian ini didasarkan pada pemahaman bahwa penerapan Regresi Binomial Negatif dapat mengatasi gejala overdispersi pada data.

Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan Regresi Binomial Negatif (RBN). Misalnya, penelitian Hida et al., (2022) menggunakan RBN untuk mengatasi masalah overdispersi pada faktor yang memengaruhi stunting di Kabupaten Blitar. Metode RBN juga dimanfaatkan untuk menganalisis determinan kematian bayi di Provinsi Jawa Barat (Fadri et al., 2025) serta dalam pemodelan kematian bayi di Kalimantan Timur (Fathurahman, 2022). Selain itu, Afdhal et al., (2024) menerapkan RBN dalam memodelkan angka kematian bayi di Provinsi Sumatera Barat dan Jawa Barat pada tahun 2021.



RBN juga digunakan dalam konteks kesehatan ibu diantaranya dalam memodelkan faktor-faktor yang memengaruhi kematian ibu di Kota Surabaya (Saraswati et al., 2016). Sauddin et al., (2020) menggunakan RBN untuk memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Sulawesi Selatan. Penelitian oleh Majore et al., (2021) menerapkan RBN dalam mengatasi overdispersi Regresi Poisson pada kasus jumlah kematian ibu. RBN juga dimanfaatkan untuk mengatasi overdispersi pada AKI di Kota Bandung (Winata, 2023).

Berdasarkan masalah yang telah dikemukakan, penelitian ini bertujuan untuk membangun model yang mampu mengidentifikasi faktor-faktor yang diduga memiliki pengaruh terhadap kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara. Jika gejala overdispersi ditemukan dalam data, pendekatan RBN dipertimbangkan sebagai alternatif yang lebih tepat daripada Regresi Poisson untuk menganalisis data jumlah kematian ibu. Temuan penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi mengenai faktor-faktor yang secara signifikan mempengaruhi jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara. Sehingga dapat menjadi dasar untuk merumuskan kebijakan intervensi di wilayah tersebut.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian terapan yang bertujuan untuk mengatasi masalah dalam kehidupan sehari-hari. Jenis data dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data yang digunakan adalah data kematian ibu yang bersumber dari Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara pada tahun 2024, yaitu dari publikasi Profil Kesehatan 2023. Unit pengamatan dalam penelitian ini adalah 33 kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara. Jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara pada tahun 2023 adalah 202 orang. Variabel penelitian terdiri dari variabel respons (Y) dan variabel prediktor (X). Variabel yang digunakan dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Deskripsi
Y	Jumlah kematian ibu (orang)
X_1	Persentase K6 pada ibu hamil (%)
X_2	Persentase persalinan di fasilitas kesehatan (%)
X_3	Persentase imunisasi Td2+ pada wanita hamil (%)
X_4	Persentase ibu hamil yang mengonsumsi tablet tambah darah (TTD) (%)
X_5	Persentase ibu hamil dengan komplikasi obstetrik yang diobati (%)

Struktur data untuk variabel respons dan variabel prediktor dalam studi ini disajikan dalam Tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Struktur Data Penelitian

Kabupaten/Kota	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	y_1	$x_{1.1}$	$x_{2.1}$	$x_{3.1}$	$x_{4.1}$	$x_{5.1}$
2	y_2	$x_{1.2}$	$x_{2.2}$	$x_{3.2}$	$x_{4.2}$	$x_{5.2}$
3	y_3	$x_{1.3}$	$x_{2.3}$	$x_{3.3}$	$x_{4.3}$	$x_{5.3}$



:	:	:	:	:	:	:	:
33	y_{33}	$x_{1,33}$	$x_{2,33}$	$x_{3,33}$	$x_{4,33}$	$x_{5,33}$	

Keterangan:

y_i = nilai pengamatan variabel respon ke-*i*

x_{ij} = Nilai pengamatan variabel prediktor ke-*i* pada pengamatan ke-*j*

Analisis data dalam studi ini menerapkan pendekatan Regresi Binomial Negatif menggunakan *software R studio* dengan langkah-langkah penelitian sebagai berikut.

1. Menginputkan data.
2. Melakukan analisis statistik deskriptif pada variabel penelitian.
3. Melakukan uji multikolinearitas antara variabel prediktor. Multikolinearitas adalah kondisi dalam analisis regresi ketika terdapat korelasi tinggi antara variabel prediktor. Untuk mengidentifikasi adanya multikolinearitas dalam regresi linier yang melibatkan lebih dari dua variabel prediktor, digunakan *Faktor Inflasi Varians* (VIF) (Nursantika et al., 2023). Nilai VIF melebihi 10 umumnya dianggap sebagai indikasi kuat adanya multikolinearitas di antara variabel prediktor (Syafiqoh et al., 2024). Dengan kata lain, ketika nilai VIF kurang dari 10 ($VIF < 10$) dan nilai *toleransi* lebih besar dari 0,1 ($tolerance > 0.1$), dapat dikatakan bahwa data bebas dari multikolinearitas (Hida et al., 2022).

Statistik uji:

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

di mana R_j^2 adalah koefisien determinasi.

4. Memodelkan data menggunakan Regresi Poisson. Regresi Poisson memiliki distribusi Poisson dan mengasumsikan varians yang sama dengan rata-ratanya ($Var(Y) = E(Y) = \mu$). Model Regresi Poisson ditunjukkan pada Persamaan 1 (Winata, 2023) :

$$\begin{aligned} g(\mu_i) &= \eta_i = \ln(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \cdots + \beta_j X_{ij} \\ \mu_i &= \exp(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \cdots + \beta_j X_{ij}) \text{ untuk } i = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (2)$$

di mana $g(\mu_i) = \ln(\mu_i)$ adalah fungsi penghubung log, X_{ij} yaitu variabel prediktor ke-*j* pada pengamatan ke-*i* (Agresti, 2013).

5. Pemeriksaan overdispersi menggunakan uji *Pearson Chi-Square*. Jika hasil perhitungan uji *Pearson Chi-Square* (χ^2)/db lebih besar dari 1, maka data dikatakan mengalami overdispersi. Hasil baginya disebut dispersi. Secara umum, nilai deviasi dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\begin{aligned} \hat{\phi} &= \frac{D}{db} \\ D &= 2 \sum_{i=1}^n y_i \ln \left(\frac{y_i}{\hat{\mu}} \right) \end{aligned} \quad (3)$$



Keterangan:

- $\hat{\phi}$: uji varians parameter dispersi κ
 D : nilai deviasi
 y_i : nilai variabel respons pada pengamatan $ke-i$
 db : derajat kebebasan
 $\hat{\mu}$: estimasi rata-rata

6. Memodelkan data menggunakan RBN yang merupakan salah satu bentuk penerapan *Generalized Linear Model* (GLM). Hilbe mengungkapkan bahwa model Binomial Negatif asumsi datanya berasal dari hasil campuran distribusi Poisson dan Gamma, yang memungkinkan varians data melebihi nilai rata-ratanya. Oleh karena itu, Regresi Binomial Negatif merupakan pendekatan alternatif yang dapat mengatasi masalah overdispersi (Hilbe, 2011). Persamaan model RBN dapat diformulasikan sebagai berikut (Winata, 2023) .

$$\begin{aligned} g(\mu_i) &= \eta_i = \ln(\mu_i) = \beta_0 + \sum_j \beta_j X_{ij} \\ g(\mu_i) &= \eta_i = \ln(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \cdots + \beta_j X_{ij}, \\ \mu_i &= \exp(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \cdots + \beta_j X_{ij}) \text{ untuk } i = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (4)$$

dimana (Agresti, 2013):

- $g(\mu_i) = \ln(\mu_i)$ merupakan fungsi hubung log
 μ_i = Nilai ekspektasi dari y_i yang berdistribusi Binomial Negatif
 β_0 = Nilai konstanta (*intercept*)
 X_{ij} = Nilai variabel bebas ke- k pada pengamatan $ke-i$
 β_j = Nilai koefisien variabel bebas ke- i

7. Melakukan pengujian terhadap model RBN dengan menguji secara simultan (uji G) dan uji parsial (uji $Wald$).
Uji Simultan bertujuan untuk mengevaluasi apakah semua variabel prediktor secara bersamaan memiliki efek signifikan pada model atau tidak (Yunardi et al., 2021). Statistik uji *Likelihood Ratio* (LR) digunakan untuk uji simultan.

Hipotesis:

- $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_p$ (tidak ada pengaruh variabel X terhadap variabel Y)
 $H_1:$ paling sedikit ada satu $\beta_j \neq 0$, dengan $j = 1, 2, \dots, p$
(ada pengaruh variabel X terhadap variabel Y)

Statistik Uji (Fitrial & Fatikhurrizqi, 2021) :

$$G = -2 \ln \left(\frac{L(\widehat{\boldsymbol{\Omega}})}{L(\widehat{\boldsymbol{\Omega}})} \right) \quad (5)$$

Di mana $L(\widehat{\boldsymbol{\Omega}})$ adalah nilai maksimum *likelihood* untuk β_0 (*intercept*), sedangkan $L(\widehat{\boldsymbol{\Omega}})$ adalah nilai maksimum *likelihood* ketika memasukkan variabel prediktor.

Kriteria Uji:



Tolak H_0 jika nilai $G > \chi^2_{(\alpha,v)}$, di mana v adalah derajat kebebasan dan nilai $\chi^2_{(\alpha,v)}$ diperoleh dari tabel uji *Chi-Square* atau $p\text{-value} < \alpha = 0,05$.

Uji Parsial dilakukan untuk menguji efek masing-masing variabel prediktor secara individu terhadap variabel respons dalam model (Yunardi et al., 2021). Uji ini dilakukan menggunakan uji Wald yang dinyatakan sebagai berikut (Aipassa et al., 2023).

Hipotesis:

$H_0: \beta_j = 0$ (variabel prediktor tidak berpengaruh terhadap variabel respons)

$H_1: \beta_j \neq 0$ (variabel prediktor berpengaruh terhadap variabel respons)

Statistik Uji:

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

di mana W adalah bobot nilai, \hat{B}_j adalah parameter nilai yang diestimasi B_j , dan $SE(\hat{B}_j)$ adalah standar error yang diestimasi dari B_j .

Kriteria Uji:

Tolak H_0 jika nilai $W > \chi^2_{(\alpha,v=1)}$, di mana v adalah derajat kebebasan dengan nilai uji W mengikuti distribusi *Chi-Square* atau $p\text{-value} < \alpha = 0,05$.

8. Mengevaluasi model dengan membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC). AIC merupakan salah satu ukuran yang sering digunakan untuk mengevaluasi dan membandingkan kelayakan model. Kriteria ini digunakan untuk memilih model terbaik dari beberapa kandidat model, dengan prinsip bahwa semakin kecil nilai AIC yang diperoleh, semakin baik model yang dihasilkan dan layak digunakan untuk menjelaskan data (Islami et al., 2021). Rumus AIC didefinisikan sebagai berikut:

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

di mana $L(\hat{\Omega})$ adalah nilai maksimum fungsi *likelihood* dan k menyatakan jumlah parameter variabel prediktor dalam model.

9. Menginterpretasikan model yang diperoleh.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Data

Deskripsi data jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara disajikan pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Analisis Statistika Deskriptif

Variabel	Min	Maks	Rata-rata	Varians
Y	0	27	6,06	38,37
X_1	42,44	98,52	71,82	272,60
X_2	45,73	100,85	73,25	230,28
X_3	9,07	89,26	37,08	474,91
X_4	8,54	99,74	64,85	779,30
X_5	0	102,42	48,95	1073,33



Dari Tabel 3 dapat disimpulkan bahwa distribusi jumlah kematian ibu tertinggi pada tahun 2023 di setiap kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara terjadi di Kota Medan dan Kabupaten Deli Serdang dengan angka 27, sedangkan yang terendah terdapat di Kabupaten Pakpak Bharat dan Kabupaten Padang Lawas Utara yang melaporkan tidak ada ibu yang meninggal. Pada variabel respons (Y), diketahui bahwa nilai varians sebesar 38,37 lebih besar dari nilai rata-rata sebesar 6,06, hal ini menunjukkan adanya karakteristik overdispersi pada data. Oleh karena itu, diperlukan analisis lebih lanjut untuk melihat kondisi overdispersi.

Pemeriksaan Multikolinearitas

Pemeriksaan multikolinearitas pada variabel prediktor dilakukan sebelum pemodelan menggunakan nilai Tolerance/ VIF. Hasil pemeriksaan multikolinearitas tersebut disajikan dalam Tabel 4 sebagai berikut.

Tabel 4. Nilai VIF Variabel Prediktor di Provinsi Sumatera Utara

Variabel	Toleransi	VIF
X_1	0,122	8,120
X_2	0,123	8,154
X_3	0,830	1,205
X_4	0,534	1,874
X_5	0,727	1,376

Analisis Tabel 4 menunjukkan bahwa nilai VIF setiap variabel prediktor tidak melebihi 10 dan nilai toleransi lebih besar dari 0,1. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa tidak ada multikolinearitas antara variabel prediktor dan seharusnya dimasukkan dalam pembentukan model Regresi Poisson dan Regresi Binomial Negatif.

Pemodelan dengan Regresi Poisson

Pemodelan menggunakan Regresi Poisson dilakukan jika tidak terdeteksi multikolinearitas pada variabel prediktor. Estimasi parameter model Regresi Poisson ditampilkan dalam Tabel 5 di bawah ini.

Tabel 5. Estimasi Parameter Model Regresi Poisson untuk Model Jumlah Kematian Ibu

Variabel	Parameter	Estimate	Std.Error	Z value	P-value
(Intercept)	β_0	-0,1520162	0,4009017	-0,379	0,7045
X_1	β_1	0,0038238	0,0116498	0,328	0,7427
X_2	β_2	0,0238412	0,0127365	1,872	0,0612
X_3	β_3	0,0043407	0,0034943	1,242	0,2142
X_4	β_4	-0,0006679	0,0033572	-0,199	0,8423
X_5	β_5	-0,0053105	0,0026987	-1,968	0,0491
Devians = 124,98					
DF = 27					
AIC = 243,71					



Berdasarkan Tabel 5, diperoleh bahwa terdapat satu variabel prediktor yang signifikan pada taraf nyata ($\alpha = 5\%$), yaitu variabel X_5 (ibu hamil dengan komplikasi obstetri yang diobati) dan terdapat satu variabel yang signifikan pada taraf nyata ($\alpha = 10\%$), yaitu variabel X_2 (persalinan di fasilitas pelayanan kesehatan). Sementara itu, variabel X_1, X_3 , dan X_4 tidak berpengaruh signifikan karena memiliki p -value jauh lebih besar dari 0,05. Sehingga model Regresi Poisson diperoleh sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln(\mu_i) &= \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 \\ \mu_i &= \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5) \\ \mu_i &= (-0,1520162 + 0,0038238 X_1 + 0,0238412 X_2 + 0,0043407 X_3 - 0,0006679 X_4 \\ &\quad - 0,0053105 X_5) \end{aligned}$$

Pemeriksaan Overdispersi

Setelah memperoleh model regresi, langkah selanjutnya adalah memeriksa apakah terdapat overdispersi dalam model Regresi Poisson. Hal ini dilakukan karena dalam model Regresi Poisson terdapat asumsi yang harus dipenuhi, yaitu *equidispersion*, yang berarti nilai varians sama dengan rata-rata dengan melihat $\frac{\text{deviance}}{\text{db}} = 1$. Jika nilai $\frac{\text{deviance}}{\text{db}} > 1$ maka terdapat *overdispersion*, sedangkan $\frac{\text{deviance}}{\text{db}} < 1$ maka terdapat *underdispersion* (Aipassa et al., 2023). Tabel 6 menyajikan hasil yang diperoleh menggunakan *software R studio* sebagai berikut.

Tabel 6. Nilai Deviasi Model Regresi Poisson

Deviance	db	Deviance/db
124,9797	27	4,628877

Tabel 6 menunjukkan bahwa rasio antara nilai *deviasi* dan derajat kebebasan adalah 4,63 > 1 , menunjukkan bahwa terdapat *overdispersi* dalam model Regresi Poisson yang dibentuk. Hal ini dapat mengakibatkan model Regresi Poisson menjadi kurang baik dan menghasilkan kesalahan yang tinggi. Salah satu cara untuk mengatasi overdispersi dalam model Regresi Poisson adalah dengan mengganti asumsi distribusi Poisson dengan distribusi Binomial Negatif.

Pemodelan Regresi Binomial Negatif

Langkah pertama dalam pemodelan Regresi Binomial Negatif dengan nilai *awal theta* 2,324. Tabel menunjukkan estimasi parameter model Regresi Binomial Negatif.

Tabel 7. Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif untuk Jumlah Kematian Ibu

Variabel	Parameter	Estimate	Std.Error	Z value	P-value
(Intercept)	β_0	-0,175260	0,734880	-0,238	0,812
X_1	β_1	-0,000940	0,023325	-0,040	0,968
X_2	β_2	0,032178	0,025337	1,270	0,204



X_3	β_3	0,001823	0,006901	0,264	0,792
X_4	β_4	-0,003019	0,006599	-0,457	0,647
X_5	β_5	-0,005325	0,005007	-1,063	0,288
		Devians = 35,005		DF = 27	
			AIC = 193,51		

Selanjutnya, pemodelan dilakukan dengan menggabungkan lima variabel yang digunakan untuk kombinasi 1,2,3,4 dan 5 variabel. Karena terdapat lima variabel yang digunakan, model yang mungkin terbentuk adalah 31 model Regresi Binomial Negatif. Kemudian model tersebut diperoleh dalam tabel sebagai berikut.

Tabel 8. Nilai AIC dengan 31 model Regresi Binomial Negatif yang mungkin

Model Regresi Binomial Negatif dengan penambahan variabel prediktor	AIC
X_1	187,90
X_2	186,99
X_3	192,62
X_4	191,52
X_5	192,92
X_1, X_2	188,97
X_1, X_3	189,85
X_1, X_4	189,69
X_1, X_5	189,03
X_2, X_3	188,90
X_2, X_4	188,68
X_2, X_5	187,77
X_3, X_4	193,49
X_3, X_5	194,53
X_4, X_5	193,34
X_1, X_2, X_3	190,88
X_1, X_2, X_4	190,68
X_1, X_2, X_5	189,75
X_1, X_3, X_4	191,67
X_1, X_3, X_5	190,98
X_1, X_4, X_5	190,92
X_2, X_3, X_4	190,63
X_2, X_3, X_5	189,72
X_2, X_4, X_5	189,58
X_3, X_4, X_5	195,17
X_1, X_2, X_3, X_4	192,63
X_1, X_2, X_3, X_5	191,70
X_1, X_2, X_4, X_5	191,58
X_1, X_3, X_4, X_5	192,84
X_2, X_3, X_4, X_5	191,51
X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	193,51



Tabel 8 menunjukkan bahwa model Regresi Binomial Negatif dengan nilai AIC terkecil adalah model yang melibatkan variabel prediktor (X_2) , yaitu persentase persalinan di fasilitas pelayanan kesehatan dengan nilai AIC sebesar 186,99. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model tersebut adalah model Regresi Binomial Negatif terbaik karena memiliki nilai AIC terkecil. Dengan menggunakan *software R studio*, hasil estimasi parameter model Regresi Binomial Negatif disajikan dalam Tabel 9 berikut.

Tabel 9. Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif Terbaik

Parameter	Estimate	Std. Error	Z value	P-value
(Intercept)	0,021921	0,712621	0,031	0,9755
X_2	0,023454	0,009357	2,507	0,0122

Model Regresi Binomial Negatif yang dihasilkan adalah sebagai berikut:

$$\mu_i = \exp(0,021921 + 0,023454X_2)$$

Uji Signifikansi Parameter

Uji Simultan

Uji signifikansi parameter simultan dilakukan dengan membandingkan nilai *Rasio Likelihood* (G) dengan nilai *Chi-Square* atau membandingkan *p-value* dengan α seperti yang ditampilkan dalam tabel berikut.

Tabel 10. Uji Signifikansi Parameter Simultan

G	$\chi^2_{0,05,1}$	P-value	α
6,5	3,84	0,0122	0,05

Berdasarkan Tabel 10, diperoleh nilai $G > \chi^2_{0,05,1}$ dan $p - value < \alpha$, maka tolak H_0 . Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa terdapat setidaknya satu variabel yang mempengaruhi jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara. Selanjutnya, dilakukan uji signifikansi parsial pada model Regresi Binomial Negatif.

Uji Parsial

Berdasarkan Tabel 9 dengan tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$, diperoleh bahwa prediktor X_2 memiliki nilai *p-value* = $0,0122 < \alpha = 0,05$. Oleh karena itu, secara parsial, persalinan di fasilitas kesehatan mempengaruhi jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara.

Pemilihan Model Terbaik

Setelah model Regresi Binomial Negatif dilakukan, untuk menentukan model terbaik, dilakukan perbandingan nilai AIC yang diperoleh dari hasil perhitungan *software R studio* sebagai berikut.



Tabel 11. Perbandingan Nilai AIC

Model	AIC
Regresi Poisson	243,71
Regresi Binomial Negatif	193,51
Regresi Binomial Negatif (X_2)	186,99

Berdasarkan informasi Tabel 11, model Regresi Binomial Negatif dengan variabel signifikan (X_2) lebih baik digunakan untuk memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara daripada model Regresi Poisson karena nilai AIC dari Regresi Binomial Negatif lebih kecil. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa variabel X_2 memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara tahun 2023. Temuan ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang menekankan pentingnya persalinan yang ditolong oleh tenaga kesehatan (Putri & Purhadi, 2017; Sauddin et al., 2020)

SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan sebelumnya, disimpulkan bahwa model terbaik untuk memodelkan jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara pada tahun 2023 adalah model yang diperoleh dari Regresi Binomial Negatif dengan satu variabel prediktor yaitu X_2 . Pemilihan model tersebut didasarkan pada nilai AIC yang paling rendah yakni 186,99, sehingga model ini dinilai mampu memberikan penjelasan yang paling efisien dan akurat dibanding model lainnya. Model tersebut adalah $\mu_i = \exp(0,021921 + 0,023454X_2)$.

Hasil estimasi menunjukkan persentase persalinan di fasilitas kesehatan merupakan faktor yang paling dominan mempengaruhi jumlah kematian ibu di Provinsi Sumatera Utara. Hal ini mengindikasikan bahwa peningkatan cakupan persalinan yang ditangani oleh tenaga medis terlatih dan dilakukan di fasilitas kesehatan dapat menurunkan risiko kematian ibu. Dengan demikian, temuan ini menegaskan pentingnya akses terhadap layanan persalinan yang aman dan berkualitas dalam strategi menurunkan angka kematian ibu. Implikasi dari temuan ini penting bagi perencanaan kebijakan daerah. Pemerintah daerah di Sumatera Utara dapat menurunkan angka kematian ibu secara berkelanjutan dengan meningkatkan akses dan kualitas layanan persalinan di fasilitas kesehatan, melakukan edukasi kepada masyarakat mengenai pentingnya persalinan di tenaga kesehatan terlatih, serta memperluas jangkauan fasilitas kesehatan terutama di wilayah dengan keterbatasan layanan.

DAFTAR PUSTAKA

- Afdhal, A. R., Fadhilah Fitri, Dodi Vionanda, & Dony Permana. (2024). Comparison of Modeling Infant Mortality Rate in West Sumatra and West Java Province in 2021 Using Negative Binomial Regression. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 2(2), 137–144. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol2-iss2/156>
- Agresti, A. (2013). *Categorical Data Analysis* (Third Edit). New York: John Wiley and Sons.



- Aipassa, A. D., Wattimena, A. Z., & Haumahu, G. (2023). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Penyakit Kusta di Provinsi Maluku dengan Menggunakan Regresi Binomial Negatif. *PARAMETER: Jurnal Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 2(02), 87–100. <https://doi.org/10.30598/parameterv2i02pp87-100>
- Arkandi, I., & Winahju, W. S. (2015). Analisis Faktor Risiko Kematian Ibu dan Kematian Bayi dengan Pendekatan Regresi Poisson Bivariat di Provinsi Jawa Timur Tahun 2013. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 4(2). <https://doi.org/10.12962/j23373520.v4i2.9936>
- Central Intelligence Agency. (2020). *Maternal Mortality Ratio-Country Comparison*. <https://www.cia.gov/the-world-factbook/field/maternal-mortality-ratio/country-comparison/>
- Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara. (2023). *Profil Kesehatan Provinsi Sumatera Utara*. Provinsi Sumatera Utara: Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara.
- Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara. (2024). *Rencana Kerja Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara Tahun 2025*. Medan: Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara.
- Fadri, F., Firmansyah, A., & Erlanda, V. A. (2025). Negative Binomial Regression Modeling to Analyze the Determinants of Infant Mortality in West Java Province. *Berkala Sainstek*, 13(1), 8–14. <https://doi.org/10.19184/bst.v13i1.53686>
- Fathurahman, M. (2022). Regresi Binomial Negatif untuk Memodelkan Kematian Bayi di Kalimantan Timur. *Eksponensial*, 13(1), 79–86. <https://doi.org/10.30872/eksponensial.v13i1.888>
- Fitrial, N. H., & Fatikhurizqi, A. (2021). Pemodelan Jumlah Kasus Covid-19 di Indonesia dengan Pendekatan Regresi Poisson dan Regresi Binomial Negatif. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2020(1), 65–72. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2020i1.465>
- Hida, A. A., Robby, R. R., Akbarita, R., Nur, M., Qomarudin, H., Nahdlatul, U., & Blitar, U. (2022). Penanganan Overdispersi pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Stunting di Kabupaten Blitar Menggunakan Regresi Binomial Negatif. *Prosiding SENKIM: Seminar Nasional Karya Ilmiah Multidisiplin*, 2(1), 87–94. <https://journal.unilak.ac.id/index.php/senkim/article/view/11311>
- Hilbe, J. M. (2011). *Negative Binomial Regression* (Second Edi). New York: Cambridge University Press.
- Islami, Y. N., Ispriyanti, D., & Kartikasari, P. (2021). Perbandingan Model Regresi Binomial Negatif Bivariat dengan Model Geographically Weighted Negative Binomial Bivariat Regression (GWNBBR) pada Kasus Angka Kematian Bayi dan Kematian Ibu di Jawa Tengah. *Jurnal Gaussian*, 10(4), 488–498. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v10i4.33096>
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2024). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2023*.



Jakarta: Kementerian Kesehatan RI.

- Majore, M. M., Salaki, D. T., & Prang, J. D. (2021). Penerapan Regresi Binomial Negatif dalam Mengatasi Overdispersi Regresi Poisson pada Kasus Jumlah Kematian Ibu. *D'Cartesian : Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, 9(2), 133–139.
<https://doi.org/10.35799/dc.9.2.2020.29150>
- Nursantika, M., Faridhan, Y. E., & Kamila, I. (2023). Analisis Pengaruh Faktor Risiko Penyakit Pneumonia terhadap Angka Mortalitas Bayi dan Balita Menggunakan Regresi Poisson dan Regresi Binomial Negatif (Studi Kasus : Provinsi Jawa Barat). *Interval : Jurnal Ilmiah Matematika*, 3(2), 102–111. <https://doi.org/10.33751/interval.v3i2.9093>
- P. McCullagh, J. A. N. F. (1989). *Generalized Linear Models* (Second Edi). New York: Chapman and Hall.
- Putri, M. P., & Purhadi, P. (2017). Analisis Faktor-Faktor yang Berpengaruh terhadap Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Jawa Tengah dengan Bivariate Generalized Poisson Regression. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 6(1).
<https://doi.org/10.12962/j23373520.v6i1.22467>
- Salby, S. N. H., & Purhadi. (2020). Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu Hamil di 4 Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur Menggunakan Regresi Zero-Inflated Generalized Poisson (ZIGP). *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 9(2).
<https://doi.org/10.12962/j23373520.v9i2.58683>
- Saraswati, N. P., Widodo, D. A., & Fithriasari, K. (2016). Pemodelan Faktor - Faktor yang Memengaruhi Kematian Ibu di Kota Surabaya Berdasarkan Antenatal Care Menggunakan Regresi Binomial. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 5(2).
<https://doi.org/10.12962/j23373520.v5i2.16577>
- Saudin, A., Aulia, N. I., & Alwi, W. (2020). Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Regresi Binomial Negatif. *Jurnal Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya*, 8(2).
- Syafiqoh, A. J., Mahardika, R., Amaria, S., Winaryati, E., & Al Haris, M. (2024). Pemodelan Regresi Binomial Negatif untuk Mengevaluasi Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kasus Tuberkulosis di Provinsi Jawa Barat. *Jurnal Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya*, 12(1), 15–23. <https://doi.org/10.24252/msa.v12i1.39450>
- Winata, H. M. (2023). 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. (2023). *Trends in Maternal Mortality 2000 to 2020: Estimates by WHO, UNICEF, UNFPA, World Bank Group and UNDESA/Population Division*. Geneva : World Health Organization. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240068759>



- Yunardi, D. A., Maiyastri, & Yozza, H. (2021). Pemodelan Penderita Stroke dan Diabetes Melitus di Kota Padang dengan Model Regresi Logistik Biner Bivariat. *Jurnal Matematika UNAND*, 9(4), 270–277. <https://doi.org/10.25077/jmu.9.4.270-277.2020>