

Penerapan Regresi Binomial Negatif dalam Menganalisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kasus Angka Kematian Ibu di Indonesia Tahun 2022

Rifky Ibrahim Kelirey¹⁾, Ida Mariati Hutabarat^{1,*),} Ikfina Chairani²⁾

¹*Universitas Cenderawasih, Program Studi Statistika, Indonesia*

²*Badan Pusat Statistik Provinsi Papua, Indonesia*

^{*}*email: [ida_mariati@yahoo.com](mailto:idamariati@yahoo.com)*

Abstrak

Angka Kematian Ibu (AKI) adalah indikator yang menggambarkan jumlah kematian perempuan yang diakibatkan oleh komplikasi selama kehamilan, persalinan, dan masa nifas per 100.000 kelahiran hidup. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi angka kematian ibu di Indonesia berdasarkan data dari Profil Kesehatan Tahun 2022. Data mengalami overdispersi, sehingga analisis dilanjutkan dengan menggunakan regresi binomial negatif. Penelitian ini mempertimbangkan lima variabel prediktor yaitu Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K4), Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K6), Persentase Cakupan Imunisasi Td2+ pada Ibu Hamil, Persentase Ibu Hamil yang Mendapatkan Tablet Tambah Darah (TTD), dan Persentase Ibu Nifas yang Mendapatkan Vitamin A. Hasil analisis menunjukkan bahwa Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K6) merupakan variabel yang secara signifikan mempengaruhi angka kematian ibu. Nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dari model ini adalah sebesar 375,75, dengan satu variabel prediktor yang signifikan. Penelitian ini mengindikasikan bahwa peningkatan cakupan pelayanan kesehatan (K6) berhubungan positif dengan peningkatan angka kematian ibu. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan cakupan pelayanan kesehatan (K6) yang tidak diimbangi dengan kualitas pelayanan yang sesuai standar dapat berkontribusi pada peningkatan angka kematian ibu. Oleh karena itu, kebijakan kesehatan yang berfokus pada peningkatan cakupan harus disertai dengan peningkatan kualitas pelayanan kesehatan untuk mengurangi angka kematian ibu di Indonesia.

Kata kunci: Angka Kematian Ibu, Regresi Binomial Negatif, Overdispersi, Pelayanan Kesehatan Indonesia

MSC2020: 62J02, 62J05

Abstract

Maternal Mortality Rate (MMR) is an indicator that describes the number of deaths of women caused by complications during pregnancy, childbirth, and the postpartum period per 100,000 live births. This study analyzes factors influencing maternal mortality in Indonesia using 2022 Health Profile data. The data exhibits overdispersion, necessitating the use of negative binomial regression for analysis. This study considers five predictor variables: Percentage of Health Service Coverage (K4), Percentage of

^{*}) Corresponding Author

Diterima: 25-07-2024, Disetujui: 14-02-2025, Diterbitkan: 30-05-2025

Health Service Coverage (K6), Percentage of Td2+ Immunization Coverage for Pregnant Women, Percentage of Pregnant Women Receiving Iron Tablets (TTD), and Percentage of Postpartum Women Receiving Vitamin A. The analysis results indicate that the Percentage of Health Service Coverage (K6) is a significantly influencing variable on maternal mortality. The Akaike Information Criterion (AIC) value of this model is 375.75, with one significant predictor variable. This study suggests that an increase in health service coverage (K6) is positively associated with an increase in maternal mortality. This finding indicates that an increase in health service coverage (K6) without accompanying quality improvements may contribute to higher maternal mortality rates. Therefore, health policies focusing on increasing coverage should be accompanied by improvements in healthcare quality to reduce maternal mortality in Indonesia.

Keywords: Maternal Mortality Rate, Negative Binomial Regression, Overdispersion, Health Services, Indonesia

MSC2020: 62J02, 62J05

Situs: R. I. Kelirey, I. M. Hutabarat, dan I. Chairani, "Penerapan Regresi Binomial Negatif dalam Menganalisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kasus Angka Kematian Ibu di Indonesia Tahun 2022", *KUBIK J. Publ. Ilm. Mat.*, Vol. 10, No. 1, pp. 98-108, 2025.

Pendahuluan

Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan indikator krusial yang merefleksikan kualitas sistem kesehatan suatu negara, terutama dalam aspek kesehatan maternal dan reproduksi. Tingginya AKI mengindikasikan adanya kesenjangan pada akses dan mutu layanan kesehatan ibu, yang pada gilirannya berpengaruh pada keberhasilan pembangunan kesehatan secara keseluruhan. Meskipun berbagai inisiatif telah dijalankan baik di tingkat nasional maupun global, pencapaian target penurunan AKI di Indonesia masih menjadi tantangan. Berdasarkan Survei Kesehatan Indonesia (SKI) tahun 2023, AKI nasional tercatat sebesar 189 per 100.000 kelahiran hidup, jauh dari target Sustainable Development Goals (SDGs) 2030 yang menetapkan kurang dari 70 per 100.000 kelahiran hidup [1, 2, 3].

Sebagai tindak lanjut, pemerintah menetapkan penurunan AKI sebagai salah satu indikator kinerja utama pembangunan kesehatan dalam Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) dan target SDGs 2030. Keberhasilan menurunkan AKI tidak hanya mencerminkan penyediaan pelayanan persalinan berkualitas oleh tenaga kesehatan terlatih, tetapi juga peningkatan derajat kesehatan ibu secara menyeluruh [4]. Berdasarkan kajian epidemiologis, penyebab kematian ibu dibedakan menjadi langsung, seperti komplikasi obstetri (perdarahan postpartum, preeklamsia/eklamsia, sepsis), dan tidak langsung, seperti penyakit menular (malaria, HIV/AIDS, tuberkulosis) maupun penyakit tidak menular (penyakit kardiovaskular, diabetes) yang diperparah oleh kondisi kehamilan [5, 6, 7].

Tingginya AKI di Indonesia juga dipengaruhi oleh faktor non-medis seperti kemiskinan, jarak dan akses transportasi ke fasilitas kesehatan, rendahnya pendidikan perempuan, serta ketersediaan tenaga kesehatan yang terbatas di daerah terpencil [8, 9]. Data Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) menunjukkan tren penurunan AKI dari 390 per 100.000 kelahiran hidup pada 1994 menjadi 228 pada 2007. Namun, angka tersebut masih lebih tinggi dibandingkan negara ASEAN lain, seperti Singapura (6), Brunei (33), dan Malaysia maupun Vietnam (160) per 100.000 kelahiran hidup. Perbandingan ini menggarisbawahi perlunya percepatan intervensi di Indonesia agar sejalan dengan kemajuan negara tetangga.

Periode 2021–2022 menunjukkan penurunan jumlah kematian ibu sebesar 3.817 kasus, yang e-ISSN: 2686-0341 p-ISSN: 2338-0896 99

merupakan pencapaian positif dalam konteks kesehatan ibu di Indonesia. Faktor yang berkontribusi meliputi peningkatan aksesibilitas layanan maternal, peningkatan literasi kesehatan masyarakat, dan program intervensi berbasis komunitas [10]. Namun, disparitas AKI antarwilayah masih besar, khususnya antara daerah perkotaan dan pedesaan atau wilayah timur barat Indonesia. Kondisi ini menuntut strategi intervensi yang lebih spesifik wilayah (place-based approach) agar penurunan AKI dapat merata di seluruh provinsi [11].

Karena kompleksitas faktor yang mempengaruhi AKI, diperlukan pendekatan analisis statistik yang dapat menangkap sifat data secara akurat. Data AKI tergolong data cacah (count data), yaitu data kejadian dalam kurun waktu tertentu yang sering kali memiliki distribusi tidak merata (overdispersion). Model regresi Poisson sering digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel respon data cacah dengan variabel prediktor [12, 13]. Pemodelan menggunakan regresi Poisson harus memenuhi asumsi nilai *mean* dan variansinya yang sama yang disebut equidispersi. Namun dalam analisis data cacah dengan menggunakan model regresi Poisson terkadang terjadi pelanggaran asumsi tersebut, dimana nilai variansinya lebih besar dari nilai *mean* yang disebut overdispersi atau kondisi varian lebih kecil dari nilai *mean* yang disebut underdispersi [14, 15].

Pelanggaran asumsi equidispersion pada model Poisson dapat menyebabkan bias estimasi dan standard error yang terlalu rendah, sehingga mengakibatkan kesimpulan yang keliru [16, 17]. Untuk mengatasi masalah ini, model regresi binomial negatif dapat digunakan karena menambahkan parameter dispersi yang fleksibel dalam menangani overdispersi [13]. Sebelum menentukan model, perlu dilakukan pengujian distribusi seperti uji Kolmogorov-Smirnov untuk menilai kesesuaian data terhadap distribusi Poisson [18]. Jika data tidak memenuhi asumsi tersebut, penggunaan binomial negatif atau model Generalized Linear Model (GLM) menjadi pilihan yang lebih tepat.

Berbagai penelitian di Indonesia telah membuktikan efektivitas model regresi binomial negatif dalam mengidentifikasi faktor risiko AKI. Mutmainah et al. (2025) mengaplikasikan model ini untuk mengatasi masalah overdispersi pada data count AKI di Sulawesi Tenggara, dan hasil menunjukkan bahwa persentase kelahiran, fasilitas pelayanan kesehatan dan pelaksanaan program K4 dapat menurunkan angka kematian ibu [17]. Di Sulawesi Selatan Sauddin et al. (2020) menggunakan regresi Binomial Negatif dan mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap kasus AKI yaitu variabel persalinan ditolong tenaga kesehatan dan variabel ibu nifas mendapat vitamin A [19]. Sementara itu, studi oleh Winata (2022) di Bandung membuktikan bahwa regresi binomial negatif lebih baik dibandingkan regresi Poisson dalam memodelkan kematian ibu dan mengungkap peran penting tenaga kesehatan dalam persalinan dan cakupan pelayanan nifas [20].

Berdasarkan landasan teori dan bukti empiris tersebut, jelas bahwa regresi binomial negatif tidak hanya tepat secara metodologis untuk menganalisis data AKI yang mengalami overdispersi, tetapi juga memberikan wawasan yang dapat digunakan untuk merumuskan kebijakan kesehatan maternal yang efektif. Oleh karena itu, penelitian ini akan menerapkan model regresi binomial negatif untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi AKI di Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi angka kematian ibu di Indonesia berdasarkan data dari Profil Kesehatan Tahun 2022

Metode

Regresi Poisson

Regresi Poisson merupakan model regresi non linier yang sering digunakan untuk menganalisis suatu data *count*. Regresi Poisson adalah salah satu regresi yang digunakan untuk memodelkan antara variabel respon dan variabel prediktor dengan mengasumsikan variabel *Y* berdistribusi poisson. Persamaan model Regresi Poisson dapat ditulis sebagai berikut.

$$\text{Log}(\hat{\mu}) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_p x_{ip} \quad (1)$$

dimana:

$\hat{\mu}$: Rata-rata jumlah peristiwa yang terjadi pada periode waktu tertentu

x_j : Variabel prediktor

X^T : Matriks transformasi dari variabel bebasnya

β : Matriks transformasi dari parameter regresi

Multikolinearitas

Multikolinieritas merupakan adanya korelasi yang tinggi di antara variabel-variabel bebas dalam model. Penelitian ini melakukan pendektsian kasus multikolinieritas. Untuk mendekripsi multikolinearitas dapat dilakukan menggunakan kriteria VIF (*Variance Inflation Factors*) jika hasil uji menunjukkan bahwa nilai VIF lebih dari 10 maka dapat diketahui bahwa model regresi menunjukkan adanya multikolinearitas [8], dengan nilai VIF yang dinyatakan sebagai berikut.

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

diketahui bahwa R_j^2 adalah koefisien determinasi antara x_j dengan variabel prediktor lainnya. Nilai R_j^2 akan sama dengan nol dan VIF akan bernilai satu apabila variabel prediktor tidak saling linier pada model regresi.

Overdispersi

Salah satu masalah pada Regresi Poisson adalah adanya overdispersi. Overdispersi pada regresi Poisson terjadi ketika varians dari respon lebih besar dari *meannya* [9]. Overdispersi dalam statistika adalah fenomena di mana variabilitas yang diamati dalam data melebihi tingkat yang diharapkan oleh model statistik yang digunakan.

Menghitung dengan menggunakan *Pearson Chi-Square* atau Devians:

Pearson Chi-Square

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{\hat{y}_i} \quad (3)$$

Devians

$$\text{Devians} = 2 \sum_{i=1}^n \left(y_i \ln \left(\frac{y_i}{\hat{y}_i} \right) - (y_i - \hat{y}_i) \right) \quad (4)$$

dengan:

y_i = Nilai variabel respon

\hat{y}_i = Estimasi regresi Poisson

Menghitung parameter dispersi

Hitung parameter dispersi (θ) dengan membagi *Pearson Chi-Square* atau devians dengan derajat bebas (db) adalah $n - p$, di mana n adalah jumlah observasi dan p adalah banyaknya parameter termasuk konstanta. Jika θ lebih besar dari 1, ini menunjukkan overdispersi. Jika θ kurang dari 1, ini menunjukkan underdispersi.

Regresi Binomial Negatif

Regresi Binomial Negatif merupakan salah satu model regresi dari *Generalized Linier Model* (GLM). Regresi Binomial Negatif merupakan suatu model yang sesuai untuk data cacahan dimana terjadi keadaan asumsi *equidispersion* maupun *overdispersion* pada Regresi Poisson [10]. Dalam

konteks ini, variabel Y mewakili jumlah percobaan gagal yang terjadi sebelum mencapai keberhasilan yang ke- r . Jadi, jika kita memiliki $Y = X - r$, artinya ada sejumlah X percobaan total yang dilakukan, dan dari jumlah tersebut, r percobaan di antaranya merupakan keberhasilan, sementara sisanya adalah percobaan gagal. dengan menggabungkan hubungan Y dan X diperoleh fungsi massa peluang distribusi binomial negatif adalah:

$$f_i(y_i, \mu_i, \phi) = \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\phi})}{y_i! \Gamma(\frac{1}{\phi})} \left(\frac{1}{1 + \phi\mu_i} \right)^{\frac{1}{\phi}} \left(\frac{\phi\mu_i}{1 + \phi\mu_i} \right)^{y_i}, y_i = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

dimana:

$f_i(y_i, \mu_i, \phi)$: Fungsi massa peluang

Γ : Fungsi gamma

y_i : Variabel acak yang mewakili jumlah kejadian yang diamati

μ_i : Parameter distribusi Poisson, yang juga merupakan rata-rata Distribusi

ϕ : Parameter distribusi

model μ_i dari Regresi Binomial Negatif dinyatakan dalam bentuk yang sama dengan model regresi *Generalized Poisson Regression*. Sebaran Regresi Binomial Negatif mempunyai rata-rata dan variansi sebagai berikut.

$$E(y_i) = \mu_i \quad (6)$$

$$Var(y_i) = \mu_i + \phi\mu_i^2 \quad (7)$$

Penaksiran parameter Regresi Binomial Negatif dapat dilakukan dengan algoritma metode *NewtonRaphson* sebagai berikut.

- Menentukan nilai taksiran awal $\beta_{(0)}$. Penentuan nilai awal dapat diperoleh dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS), yaitu sebagai berikut.

$$\boldsymbol{\beta}_{(0)} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (8)$$

dimana

$$\mathbf{X}_{n \times (p+1)} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \text{ dan } \mathbf{Y}_{nx1} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

- Membentuk vektor gradien \mathbf{g} .

$$\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial l(\beta, \phi)}{\partial \beta_0} \\ \frac{\partial l(\beta, \phi)}{\partial \beta_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial l(\beta, \phi)}{\partial \beta_k} \end{bmatrix} \quad (9)$$

dimana secara umum:

$$\frac{\partial l(\beta, \phi)}{\partial \beta_j} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{(y_i - e^{(\mathbf{x}\hat{\boldsymbol{\beta}})})x_{ij}}{1 + e^{(\mathbf{x}\hat{\boldsymbol{\beta}})}\phi} \right] = 0, \quad j = 0, 1, 2, \dots, p$$

p adalah banyaknya parameter yang ditaksir.

3 Membentuk matriks Hessian \mathbf{H}

$$\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 l(\beta, \phi)}{\partial \beta_0^2} & \frac{\partial^2 l(\beta, \phi)}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \cdots & \frac{\partial^2 l(\beta, \phi)}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} \\ \frac{\partial^2 l(\beta, \phi)}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \frac{\partial^2 l(\beta, \phi)}{\partial \beta_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 l(\beta, \phi)}{\partial \beta_1 \partial \beta_k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial^2 l(\beta, \phi)}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} & \frac{\partial^2 l(\beta, \phi)}{\partial \beta_1 \partial \beta_k} & \ddots & \frac{\partial^2 l(\beta, \phi)}{\partial \beta_k^2} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Matriks Hessian ini disebut juga matriks informasi.

- 4 Memasukkan nilai $\hat{\beta}_{(0)}$ kedalam elemen-elemen vektor \mathbf{g} dan \mathbf{H} hingga diperoleh vektor $\mathbf{g}(\hat{\beta}_{(0)})$ dan $\mathbf{H}(\hat{\beta}_{(0)})$.
- 5 Mulai dari $m = 0$ hingga mendapatkan iterasi yang konvergen

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m+1)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)} - \mathbf{H}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})$$

dimana,

- $\boldsymbol{\beta}_{(m+1)}$: vektor estimasi parameter pada iterasi ke $m + 1$
- $\boldsymbol{\beta}_{(m)}$: vektor estimasi parameter pada iterasi ke m , untuk $m = 0$
- $\mathbf{H}^{-1}(\boldsymbol{\beta}_{(m)})$: invers dari matriks Hessian adalah isi dari matriks turunan kedua dari $l(\beta, \phi)$
- $\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}_{(m)})$: vektor gradien yang berisi turunan pertama dari $l(\beta, \phi)$.

Jika belum didapat penaksiran parameter yang konvergen, maka dilanjutkan kembali langkah 5 hingga iterasi ke $m = (m + 1)$. Iterasi berhenti pada keadaan konvergen yaitu pada saat $\|\boldsymbol{\beta}_{(m+1)} - \boldsymbol{\beta}_{(m)}\| \leq \varepsilon$, dimana ε merupakan bilangan yang sangat kecil sekali.

Pengujian Parameter Model

Pengujian estimasi parameter model Regresi Binomial Negatif dapat dilakukan dengan dua cara yaitu pengujian secara simultan atau serentak dan pengujian secara parsial atau individu.

Menghitung statistik uji secara simultan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT):

$$D(\hat{\beta}_p) = 2 \left(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega}) \right) \quad (11)$$

$L(\hat{\Omega})$: nilai *likelihood* untuk model lengkap dengan melibatkan variabel prediktor

$L(\hat{\omega})$: nilai *likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor

Kriteria pengujian yaitu tolak H_0 apabila $D(\hat{\beta}_p)$ lebih besar $\chi^2_{\alpha;db}$ dengan db adalah banyaknya parameter model yang signifikan.

Menghitung statistik uji secara parsial menggunakan uji Wald:

$$W_j = \left(\frac{\hat{\beta}_p}{SE(\hat{\beta}_p)} \right)^2 \quad (12)$$

β_p : taksiran parameter β_p

$SE(\beta_p)$: taksiran standar error dari β_p

Kriteria pengujian yaitu tolak H_0 apabila $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$.

Uji Kelayakan Model

Metode *AIC* (*Akaike Information Criteria*) merupakan metode yang dapat digunakan untuk memilih model regresi terbaik yang ditemukan oleh Akaike untuk menghitung nilai *AIC* didefinisikan sebagai berikut.

$$AIC = -2\ln L(\boldsymbol{\beta}) + 2p \quad (13)$$

Berdasarkan rumus di atas, dapat diketahui bahwa $L(\boldsymbol{\beta})$ adalah nilai *likelihood* yang terdapat pada model. Selanjutnya variabel p adalah banyaknya parameter yang digunakan pada persamaan dalam metode yang digunakan. Model regresi terbaik adalah model regresi yang mempunyai nilai *AIC* terkecil .

Hasil dan Diskusi

Berdasarkan Tabel 1 hasil analisis deskriptif dari 34 sampel dari seluruh Provinsi, penelitian ini menggunakan data sekunder mengenai jumlah Angka Kematian Ibu dan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kasus Angka Kematian Ibu. Data diambil Profil Kesehatan Indonesia tahun 2022 dan yang dikeluarkan oleh Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. Angka kematian ibu bervariasi secara signifikan dengan nilai kasus AKI paling rendah yaitu di Provinsi Sulawesi Utara sebanyak 9 kasus dan nilai AKI paling tinggi yaitu di Provinsi Jawa Barat sebanyak 571 kasus, *mean* 105,06, dan standar deviasi 126,54. Ini menunjukkan perbedaan besar dalam angka kematian ibu di berbagai wilayah yang diteliti.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel Penelitian	N	Min	Maks	Mean	Standar Deviasi	Varians
Angka Kematian Ibu (Y)	34	9,00	571,00	105,06	126,5409	16012,6
Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K4) (X_1)	34	33,00	95,60	80,83	13,47306	181,5235
Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K6) (X_2)	34	18,10	84,60	62,29	16,20032	262,4504
Persentase Cakupan Imunisasi Td2+ pada Ibu Hamil (X_3)	34	22,70	94,40	62,34	16,78652	281,7873
Persentase Ibu Hamil mendapat TTD (X_4)	34	18,40	91,70	78,94	15,14896	229,491
Persentase Ibu Nifas mendapat Vit A (X_5)	34	29,10	97,90	77,16	18,01535	324,5528

Pada Tabel 2 semua nilai VIF dari masing-masing variabel prediktor kurang dari 10, hal menunjukkan bahwa tidak ada masalah multikolinearitas yang signifikan di antara variabel-variabel

prediktor. Bila terjadi multikolinearitas sulit untuk menentukan efek sebenarnya dari setiap variabel prediktor terhadap variabel respon dan juga dapat menurunkan kemampuan prediksi dari model, sehingga kurang akurat untuk membuat prediksi.

Tabel 2. Nilai VIF

Variabel Prediktor	Nilai VIF
X_1	3,606051
X_2	3,074129
X_3	1,553660
X_4	2,732087
X_5	2,026492

Pengujian Overdispersi

Tabel 3. Nilai Devians & Pearson Chi-Square

	Statistik Uji	db
Devians	1878,9105205684	28
Pearson Chi Square	2221,67867876239	28

Perhitungan Devians per derajat bebas (db):

$$\text{Parameter dispersi } (\theta) = \frac{\text{Devians}}{\text{db}} = \frac{1878,9105205684}{28} = 67,104$$

Perhitungan Pearson Chi Square per derajat bebas (db):

$$\text{Parameter dispersi } (\theta) = \frac{\text{Pearson Chi Square}}{\text{db}} = \frac{2221,678678762394}{28} = 79,345$$

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai devians per derajat bebas adalah sekitar 67,104 dan nilai Pearson Chi Square per derajat bebas adalah sekitar 79,345. Angka-angka ini menunjukkan bahwa variasi dalam data melebihi yang diharapkan oleh model, yang mengindikasikan adanya overdispersi.

Setelah dilakukan pengujian, diketahui bahwa data mengalami overdispersi. Oleh karena itu, pendekatan pemodelan dapat dilanjutkan menggunakan regresi Binomial Negatif. Dengan menggunakan variabel 5 prediktor, telah dihasilkan lima model kombinasi dengan AIC terkecil. Penentuan model regresi binomial negatif dilakukan pada semua kombinasi dari 5 variabel prediktor yaitu sebanyak 31 kemungkinan model. Berikut adalah kombinasi model Binomial Negatif yang memiliki AIC terkecil :

$$\begin{aligned}\ln(\mu_i) &= (\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5) \\ \ln(\mu_i) &= (\beta_0 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5) \\ \ln(\mu_i) &= (\beta_0 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_5 X_5) \quad \ln(\mu_i) = \\ &(\beta_0 + \beta_2 X_2 + \beta_5 X_5) \quad \ln(\mu_i) = (\beta_0 + \beta_2 X_2)\end{aligned}$$

Kelima kombinasi model regresi Binomial Negatif akan diperiksa untuk menentukan model terbaik dengan melihat lagi nilai AIC terkecil. Berikut ini adalah penaksiran parameter dari model-model yang berpotensi menjadi model terbaik dalam regresi Binomial Negatif, yang ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Kombinasi Penaksiran Parameter Model Regresi Binomial Negatif

Variabel dari model	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	AIC
$X_1X_2X_3X_4X_5$	0,0030	0,8685	0,0465	0,0947	0,7513	0,0890	379,6
$X_2X_3X_4X_5$	0,00036		0,01767	0,08663	0,7801	0,06369	377,71
$X_2X_3X_5$	0,000034		0,00226	0,07393		0,07114	375,75
X_2X_5	0,00000802		0,00000358			0,0997	376,21
X_2	0,0000103		0,0000532				376,57

Berdasarkan Tabel 4, dapat dilihat bahwa model regresi Binomial Negatif dengan nilai AIC paling rendah dan jumlah parameter signifikan terbanyak adalah kombinasi dari tiga variabel, yaitu X_2 , X_3 , dan X_5 . Model ini memiliki nilai AIC sebesar 375,75 dan terdapat dua parameter yang signifikan, yaitu β_0 dan β_2 . Uji hipotesis yang dilakukan menghasilkan nilai $p - value$ untuk kedua parameter tersebut lebih kecil dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Oleh karena itu, kombinasi variabel ini akan dianalisis lebih lanjut untuk mendapatkan model regresi Binomial Negatif. Berikut adalah hasil estimasi parameter regresi Binomial Negatif yang ditampilkan pada Tabel 5

Tabel 5. Estimasi Parameter Regresi Binomial Negatif

Parameter	Estimasi	Std. Error	Z	Pvalue
β_0	2,692801	0,649617	4,145	0,00003*
β_2	0,030695	0,010053	3,053	0,00226
β_3	0,016234	0,009084	1,787	0,07393
β_5	-0,014828	0,008217	-1,805	0,07114

Setelah mendapatkan estimasi parameter regresi Binomial Negatif, dilakukan pengujian signifikansi parameter secara simultan dan parsial.

$$\begin{aligned}
 D(\beta_p) &= 2 (\ln L(\Omega) - \ln L(\hat{\omega})) \\
 &= 2((-182,8753 - (-192,0488)) \\
 &= 2(9,1735) \\
 &= 18,347
 \end{aligned}$$

Berdasarkan tabel *chi-squares* dengan tingkat signifikansi 0,05 dan derajat bebas 3 diperoleh nilai $\chi^2_{0,05;3} = 7,815$. Nilai $D(\beta_p) = 18,347 > \chi^2_{0,05;3} = 7,815$, maka H_0 ditolak. Sehingga dapat disimpulkan bahwa ada pengaruh signifikan Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K6) (X_2), Persentase Cakupan Imunisasi Td2+ pada Ibu Hamil (X_3) dan Persentase Ibu Nifas mendapat Vit A (X_5) terhadap kasus AKI di Indonesia.

Uji Parsial

$$W_2 = \left(\frac{\hat{\beta}_2}{SE(\hat{\beta}_2)} \right)^2 = \left(\frac{0,030695}{0,010053} \right)^2 = 9,33$$

$$W_3 = \left(\frac{\hat{\beta}_3}{SE(\hat{\beta}_3)} \right)^2 = \left(\frac{0,016234}{0,009084} \right)^2 = 3,2$$

$$W_5 = \left(\frac{\hat{\beta}_5}{SE(\hat{\beta}_5)} \right)^2 = \left(\frac{-0,014828}{0,008217} \right)^2 = 3,26$$

1. Variabel Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K6) (X_2)

Untuk variabel X_2 diperoleh nilai $W_2 = 9,33 > \chi^2_{(0,05;1)} = 3,841$ maka H_0 ditolak. Dengan demikian disimpulkan bahwa ada pengaruh variabel Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K6) (X_2) terhadap kasus AKI di Indonesia.

2. Variabel Persentase Cakupan Imunisasi Td2+ pada Ibu Hamil (X_3)

Untuk variabel X_3 diperoleh nilai $W_3 = 3,2 < \chi^2_{(0,05;1)} = 3,841$ maka H_0 tidak ditolak. Dengan demikian disimpulkan bahwa tidak ada pengaruh variabel Persentase Cakupan Imunisasi Td2+ pada Ibu Hamil (X_3) terhadap kasus AKI di Indonesia.

3. Variabel Persentase Ibu Nifas mendapat Vit A (X_5)

Untuk variabel X_5 diperoleh nilai $W_5 = 3,26 < \chi^2_{(0,05;1)} = 3,841$ maka H_0 tidak ditolak. Dengan demikian disimpulkan bahwa tidak ada pengaruh variabel Persentase Ibu Nifas mendapat Vit A (X_5) terhadap kasus AKI di Indonesia.

Secara parsial hanya variabel Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K6) (X_2) berpengaruh signifikan terhadap kasus AKI di Indonesia. Model Regresi Binomial Negatif yang dihasilkan sebagai berikut:

$$\hat{\mu} = \exp (2,692801 + 0,030695X_2)$$

Model tersebut menunjukkan bahwa setiap penambahan satu persen Cakupan Pelayanan Kesehatan (K6) (X_2) akan menaikkan nilai harapan untuk kasus AKI di Indonesia sebesar $\exp (0,030695) = 1,031171$ kali dari sebelumnya dengan syarat setiap variabel prediktor lainnya konstan.

Kesimpulan dan Saran

Model regresi Binomial Negatif untuk jumlah kasus AKI di Indonesia menggunakan kombinasi variabel prediktor menunjukkan bahwa model dengan nilai AIC terkecil dan jumlah parameter signifikan yang optimal dicapai dengan menggunakan tiga variabel prediktor. Dari kombinasi tiga variabel prediktor ini, hanya satu variabel yang memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah kasus AKI, yaitu Persentase Cakupan Pelayanan Kesehatan (K6) (X_2). Model regresi Binomial Negatif yang dihasilkan adalah $\hat{\mu} = \exp (2,692801 + 0,030695X_2)$. Dari hasil penelitian ini harapannya pemerintah perlu memprioritaskan peningkatan kualitas pelayanan kesehatan dengan memastikan bahwa seluruh fasilitas kesehatan memiliki tenaga medis yang terlatih dan dilengkapi dengan peralatan medis yang memadai terutama di daerah terpencil dan tertinggal. Pelayanan dan evaluasi berkala terhadap kualitas pelayanan kesehatan perlu ditingkatkan untuk memastikan bahwa standar pelayanan minimal (SPM) terpenuh di seluruh fasilitas kesehatan.

Referensi

- [1] United Nations, "Transforming our world: The 2030 agenda for sustainable development," United Nations, 2015. [Online]. Available: <https://sdgs.un.org/2030agenda>.
- [2] World Health Organization, "Trends in maternal mortality: 2000 to 2017," World Health Organization, 2019.
- [3] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Laporan hasil Survei Kesehatan Indonesia (SKI) 2023," Badan Kebijakan Pembangunan Kesehatan, 2024.

- [4] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Profil kesehatan Indonesia 2022," Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI, 2023.
- [5] K. S. Khan, D. Wojdyla, L. Say, A. M. Gürmezoglu, and P. F. A Van Look, "WHO analysis of causes of maternal death: A systematic review," *The Lancet*, vol. 367, no. 9516, pp. 1066–1074, 2006, [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(06\)68397-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(06)68397-9).
- [6] L. Say, D. Chou, A. Gemmill, Ö. Tunçalp, Ö., A.b. Moller, J. Daniels, ... and L. Alkema, "Global causes of maternal death: A WHO systematic analysis," *The Lancet Global Health*, vol. 2, no. 6, pp. e323–e333, 2014, [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(14\)70227-X](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(14)70227-X).
- [7] S. Sumarmi, "Model Sosio Ekologi Perilaku Kesehatan dan Pendekatan Continuum Off Care untuk Menurunkan Angka Kematian Ibu" *The Indonesian Journal of Public Health*, vol. 12, no. 1, pp. 129–141, 2017, <https://doi.org/10.20473/ijph.v12i1.2017.129-141>.
- [8] A. Paxton, D. Maine, L. Freedman, D. Fry, and S. Lobis, "The evidence for emergency obstetric care," *International Journal of Gynecology & Obstetrics*, vol. 88, pp. 181–193, 2005, <https://doi.org/10.1016/j.ijgo.2004.11.026>.
- [9] C. R. Titaley, M. J. Dibley, and C. L. Roberts, "Factors associated with underutilization of antenatal care services in Indonesia: Results of Indonesia Demographic and Health Survey 2002/2003 and 2007," *BMC Public Health*, vol. 10, no. 485, pp. 1–10, 2010, <https://doi.org/10.1186/1471-2458-10-485>.
- [10] Pusdatin Kemenkes, "Infodatin kesehatan ibu," Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI, 2023. [Online]. Available: <https://kemkes.go.id/id/category-download/infodatin>
- [11] A. Gani, M. Budiharsana, and P. Pujiyanto, "Regional disparities in maternal mortality ratio in Indonesia," *BMC Public Health*, vol. 21, no. 1, pp. 1–11, 2021, <https://doi.org/10.1186/s12889-021-10435-6>
- [12] A. C. Cameron, and P. K. Trivedi, "Regression analysis of count data (2nd ed.)" Cambridge University Press, 2013. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139013567>.
- [13] J. M. Hilbe, "Negative binomial regression (2nd ed.)," Cambridge University Press, 2011. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511973420>.
- [14] R. Cahyandari, "Pengujian Overdispersi Pada Model Regresi Poisson (Studi Kasus: Laka Lantas Mobil Penumpang di Provinsi Jawa Barat)", *Statistika*, vol. 14, no. 2, pp. 69-76, 2014.
- [15] T. D. Molla dan B. Muniswamy, "Power of Tests for Overdispersion Parameter in Negative Binomial Regression Model", *IOSR Journal of Mathematics (IOSRJM)*, vol 1, no. 4, pp. 29-36, 2012.
- [16] J.S. Long, and J. Freese, "Regression Models for Categorical Dependent Variables Using Stata (3rd ed.)," Stata Press, 2014.
- [17] A. Mutmainah, Ruslan, I. Yahya I, "Modeling of Maternal Mortality Risk Factors Using Negative Binomial Regression Approach in Southeast Sulawesi Province in 2022." *STATISTIKA*, vol. 25, no. 1, pp. 50-58, 2025, <https://doi.org/10.29313/statistika.v25i1.6137>.
- [18] A. Ghasemi, and S. Zahediasl, "Normality tests for statistical analysis: A guide for non-statisticians," *International Journal of Endocrinology and Metabolism*, vol. 10, no. 2, pp. 486–489, 2012, <https://doi.org/10.5812/ijem.3505>.
- [19] A. Sauddin, N. I. Auliah, dan W. Alwi, "Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Regresi Binomial Negatif", *Jurnal Matematika dan Statistika Serta Aplikasinya (MSA)*, vol 8, no. 2, pp. 42-47, 2020, <https://doi.org/10.24252/msa.v8i2.17409>.
- [20] H. M. Winata, "Mengatasi Overdispersi Dengan Regresi Binomial Negatif Pada Angka Kematian Ibu Di Kota Bandung." *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 4, pp. 616-622, 2022, <https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.4.616-622>.