

**ANALISIS ANGKA KEMATIAN IBU MENGGUNAKAN
MODEL REGRESI BINOMIAL NEGATIF
(Studi kasus : Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur Tahun 2011)**

M. Ali Ma'sum¹, Suparti², Dwi Ispriyanti³

¹Mahasiswa Jurusan Statistika FSM UNDIP

^{2,3}Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM UNDIP

Abstrak

Angka Kematian Ibu merupakan salah satu masalah kematian masyarakat yang krusial di Indonesia. Kematian ibu di Provinsi Jawa Timur cenderung meningkat sehingga peranan data dan informasi menjadi sangat penting. Regresi Binomial Negatif merupakan salah satu model yang dapat digunakan untuk menangani masalah overdispersi pada model regresi poisson. Pada penelitian ini dilakukan analisis faktor-faktor yang mempengaruhi Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur dengan menggunakan model Regresi Binomial Negatif. Indikator yang mempengaruhi kematian ibu diantaranya pelayanan kesehatan ibu. Pelayanan kesehatan ibu meliputi pelayanan antenatal, komplikasi kebidanan yang ditangani, pertolongan persalinan oleh tenaga kesehatan, pelayanan nifas, pelayanan kesehatan neonates dan pelayanan neonatal komplikasi ditangani. Hasil pengujian equidispersi menunjukkan bahwa model regresi poisson mengalami overdispersi. Sehingga dilakukan penanganan dengan menggunakan model regresi binomial negatif. Berdasarkan pengujian kesesuaian model didapat bahwa model regresi binomial negatif dapat digunakan sebagai model. Sedangkan hasil pengujian signifikansi individu didapat bahwa variabel jumlah ibu nifas yang mendapat vitamin A berpengaruh secara signifikan terhadap Angka Kematian Ibu.

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

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Peristiwa kematian pada dasarnya merupakan proses akumulasi akhir (*outcome*) dari berbagai penyebab kematian langsung maupun tidak langsung. Kejadian kematian di suatu wilayah dari waktu ke waktu dapat memberikan gambaran perkembangan derajat kesehatan masyarakat, disamping seringkali digunakan sebagai indikator dalam penilaian keberhasilan program pembangunan dan pelayanan kesehatan (Dinas Kesehatan Surabaya, 2011). Salah satu indikator dalam program pembangunan dan pelayanan kesehatan adalah Angka Kematian Ibu (AKI).

Untuk mendukung keberhasilan pembangunan kesehatan tersebut dibutuhkan adanya ketersediaan data/Informasi yang akurat bagi proses pengambilan keputusan dan perencanaan program, karena dengan data yang akurat maka keputusan dan perencanaan yang dibuat juga menghasilkan dampak yang baik. Sehingga data/informasi mengenai kesehatan mutlak diperlukan untuk keberhasilan program tersebut.

Dalam model regresi poisson diasumsikan mean dan varian sama. Jika asumsi ini tidak dipenuhi maka diperlukan model lain untuk mengatasinya. Jika nilai varian lebih besar dari nilai mean maka telah terjadi overdispersi. Penanganan overdispersi dapat menggunakan model regresi binomial negatif, quasi likelihood, atau regresi poisson umum. Jika nilai varian kurang dari nilai mean maka telah terjadi underdispersi. Penanganan underdispersi dapat menggunakan model Zero Deflation Poisson, Zero Deflation Negative Binomial, Zero Deflation General Poisson atau Hurdle.

1.2. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah menganalisis angka kematian ibu di Provinsi Jawa Timur dengan menggunakan model regresi binomial negatif.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Angka Kematian Ibu

Kematian ibu yang dimaksud adalah kematian seorang ibu yang disebabkan kehamilan, melahirkan atau nifas, bukan karena kecelakaan. Angka Kematian Ibu (AKI) dihitung per 100.000 kelahiran hidup (Hilbe, 2011). Angka kematian Ibu (AKI) mencerminkan risiko yang dihadapi ibu-ibu selama kehamilan dan melahirkan yang dipengaruhi oleh status gizi ibu, keadaan sosial ekonomi, keadaan kesehatan yang kurang baik menjelang kehamilan, kejadian berbagai komplikasi pada kehamilan dan kelahiran, tersedianya dan penggunaan fasilitas pelayanan kesehatan termasuk pelayanan prenatal dan obstetri. Tingginya angka kematian ibu menunjukkan keadaan sosial ekonomi yang rendah dan fasilitas pelayanan kesehatan termasuk pelayanan prenatal dan obstetri yang rendah pula (Dinas Kesehatan Semarang, 2011).

Kematian ibu biasanya terjadi karena tidak mempunyai akses ke pelayanan kesehatan ibu yang berkualitas, terutama pelayanan kegawatdaruratan tepat waktu yang dilatarbelakangi oleh terlambat mengenal tanda bahaya dan mengambil keputusan, terlambat mencapai fasilitas kesehatan, serta terlambat mendapatkan pelayanan di fasilitas kesehatan. Selain itu penyebab kematian maternal juga tidak terlepas dari kondisi ibu itu sendiri dan merupakan salah satu dari kriteria 4 “terlalu”, yaitu terlalu tua pada saat melahirkan (> 35 tahun), terlalu muda pada saat melahirkan (< 20 tahun),

terlalu banyak anak (> 4 anak), dan terlalu rapat jarak kelahiran/paritas (< 2 tahun) (Dinas Kesehatan Semarang, 2011).

2.2. Generalisasi Model Linier

Analisis regresi yang responnya termasuk salah satu keluarga eksponensial disebut Generalisasi Model Linier atau lebih dikenal dengan GLM (*Generalized Linear Models*). *Generalized Linear Models* (GLM) memperluas model regresi biasa yang mencakup variabel respon berdistribusi tidak normal dan fungsi model untuk mean. Ada tiga komponen utama dalam analisis GML seperti diuraikan berikut ini.

1. Komponen random

Komponen random dari GLM terdiri dari variabel respon Y dengan observasi bebas (y_1, \dots, y_n) dari sebuah distribusi dalam keluarga eksponensial. Bentuk fungsi densitas probabilitas dari distribusi keluarga eksponensial, yaitu sebagai berikut.

$$f(y_i; \theta_i, \phi) = \exp \left\{ \left[\frac{y_i \theta_i - b(\theta_i)}{a_i(\phi)} + c(y_i; \phi) \right] \right\}$$

2. Komponen Sistematis

Komponen Sistematis dari GLM adalah hubungan dari sebuah vektor (η_1, \dots, η_n) untuk menjelaskan variabel-variabel yang berhubungan dalam sebuah model linier.

$$\eta_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}$$

Atau dalam matriks dituliskan dalam bentuk

$$\boldsymbol{\eta} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$$

Kombinasi linier dari variabel yang dijelaskan disebut prediktor linier. Dengan $\boldsymbol{\eta}$ adalah vektor ($n \times 1$) dari observasi, \mathbf{X} adalah matriks ($n \times c$) dari variabel bebas, $\boldsymbol{\beta}$ adalah matriks ($c \times 1$) dari koefisien regresi, dengan $c=p+1$ ^[1].

3. Fungsi link

Fungsi *link* adalah fungsi yang menghubungkan ekspektasi variabel respon dengan komponen sistematis.

Diberikan fungsi $\mu_i = E(Y_i)$, $i=1,2,\dots,n$. Model *link* μ_i untuk η_i adalah $\eta_i = g(\mu_i)$.

$$g(\mu_i) = \eta_i = \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \quad \text{dengan } i = 1, 2, \dots, n$$

fungsi *link* $g(\mu_i) = \mu_i$ dinamakan identitas link dengan $\eta_i = \mu_i$. Fungsi *link* yang mentransformasikan nilai meannya ke parameter *natural* dinamakan *kanonikal link*.

Sehingga $g(\mu_i) = \theta_i$ dan $\theta_i = \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}$ (Agresti, 2002).

2.3. Regresi Poisson

Model regresi Poisson adalah model regresi nonlinear yang berasal dari distribusi Poisson yang merupakan penerapan dari *Generalized Linear Models* (GLM) yang menggambarkan hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen, dengan variabel dependen berupa data diskrit.

Misalnya $y_i, i = 1, 2, \dots$ merupakan jumlah kejadian yang muncul dalam selang waktu dengan rata-rata μ_i . Jika Y adalah variabel acak Poisson dengan parameter $\mu > 0$, maka fungsi massa peluangnya adalah :

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

dengan asumsi $E(y_i) = Var(y_i) = \mu_i$ atau disebut equidispersi (Agresti, 2002).

Berdasarkan konsep GLM untuk distribusi Poisson bahwa pada saat $g(\mu_i)$ sama dengan parameter *natural* θ_i , *kanonikal link* (fungsi yang mentransformasikan nilai mean ke parameter *natural*) yang digunakan adalah *log natural link* : $g(\mu_i) = \ln(\mu_i)$. Sehingga hubungan μ_i dengan prediktor linier η_i , dinyatakan dengan $\ln(\mu_i) = \eta_i$. Dengan menggunakan fungsi *link log natural* tersebut diperoleh model regresi Poisson dalam bentuk :

$$\ln \mu_i = \eta_i$$

$$\ln \mu_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}$$

$$\mu_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip})$$

dengan μ_i nilai ekspektasi y_i berdistribusi Poisson dengan $i = 1, 2, 3, \dots, n$ (Agresti, 2002).

2.4. Pengujian Equidispersi

Untuk data bertipe *count*, asumsi poisson sering tidak terealisasi disebabkan nilai variansi data tidak sama dengan nilai mean data. Dimana asumsi regresi poisson menghendaki nilai variansi sama dengan nilai meannya atau biasa disebut dengan

equidispersi. Hubungan antara varian dan mean dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan :

$$v(\mu_i) = \phi\mu_i$$

Jika nilai $\phi = 1$ maka asumsi equidispersi telah terpenuhi, jika $\phi > 1$ maka telah terjadi overdispersi dan jika $\phi < 1$ maka telah terjadi underdispersi.

Salah satu alternatif pengujian overdispersi dapat dilakukan melalui pendekatan nilai *Pearson's Chi Square* yang didefinisikan sebagai berikut:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu_i)^2}{\text{var}(\mu_i)}$$

Menurut Agresti (2002), nilai estimasi untuk menentukan nilai ϕ dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan $E(\chi^2 / n - p - 1) \approx \phi$ yang berarti

$$\phi = \frac{\chi^2}{n - p - 1}$$

Untuk menguji asumsi equidispersi pada regresi poisson dilakukan dengan melihat nilai statistik *Pearson's Chi-Square* yang dibagi dengan derajat bebasnya ($n-p-1$). Apabila nilai taksiran dispersi sama dengan satu, maka asumsi equidispersi terpenuhi. Data dikatakan mengalami overdispersi apabila nilai taksiran dispersi lebih dari satu. Sedangkan data dikatakan mengalami underdispersi apabila nilai taksiran dispersi kurang dari satu (Agresti, 2002).

2.5. Regresi Binomial Negatif

Model Regresi Binomial Negatif adalah model regresi nonlinear yang berasal dari distribusi poisson gamma mixture yang merupakan penerapan dari *Generalized Linear Models* (GLM) yang menggambarkan hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen. Regresi Binomial Negatif biasanya digunakan untuk memodelkan data dengan variabel respon berupa data *count*. Regresi binomial negatif digunakan sebagai alternatif dari model regresi poisson yang mengalami *overdispersi*.

Berdasarkan komponen GLM diperoleh suatu model regresi binomial negatif dalam bentuk :

$$\ln \mu_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}$$

$$\mu_i = \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p X_{ij} \beta_j)$$

$$\mu_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_p X_{ip})$$

μ_i adalah nilai ekspektasi dari y_i yang berdistribusi binomial negatif (Hilbe, 2011)

3. Metodologi Penelitian

3.1. Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berasal dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2011 yang telah di publikasikan. Pada penelitian ini, observasi yang digunakan adalah Kota dan Kabupaten di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2011, Provinsi Jawa Timur terdiri dari 29 Kabupaten dan 9 Kota.

3.2. Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini berupa variabel respon (Y) yakni Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur dan variabel prediktor (X) adalah sebagai berikut:

- X_1 : Jumlah ibu hamil yang mendapat pelayanan K1
- X_2 : Jumlah ibu hamil yang mendapat pelayanan K4
- X_3 : Jumlah ibu bersalin yang ditolong tenaga kesehatan
- X_4 : Jumlah ibu nifas yang mendapatkan pelayanan
- X_5 : Jumlah ibu hamil yang mendapat tablet FE1 (30 tablet)
- X_6 : Jumlah ibu hamil yang mendapat tablet FE3 (90 tablet)
- X_7 : Jumlah ibu hamil yang mengalami komplikasi kebidanan yang ditangani
- X_8 : Jumlah ibu hamil yang mengalami neonatal risti/komplikasi ditangani
- X_9 : Jumlah ibu nifas yang mendapat vitamin A

Variabel spasial (u_i, v_i) titik koordinat letak masing-masing Kota/Kabupaten

3.3. Tahapan Analisis

Tahapan analisis yang digunakan untuk mencapai tujuan penelitian dalam penulisan skripsi ini diuraikan sebagai berikut :

1. Menguji asumsi data berdistribusi poisson
2. Menguji asumsi multikolinieritas antar variabel prediktor (X)
3. Menganalisis model regresi poisson untuk penentuan tingkat Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Memodelkan variabel respon (Y) dengan variabel prediktor (X)
 - b. Menguji asumsi overdispersi
4. Menganalisis model Regresi Binomial Negatif untuk penentuan tingkat Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur dengan langkah-langkah sebagai berikut:
- a. Menguji kesesuaian model Regresi Binomial Negatif
 - b. Menguji signifikansi model secara individu

4. Hasil Dan Pembahasan

4.1. Pengujian Distribusi Poisson pada Variabel Respon

Pengujian distribusi Poisson pada variabel respon dilakukan dengan Uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan prosedur pengujian sebagai berikut :

H_0 : Data variabel respon mengikuti distribusi Poisson

H_1 : Data variabel respon tidak mengikuti distribusi Poisson

Berdasarkan hasil output SPSS diperoleh nilai T_{hitung} sebesar 0,212 lebih kecil dari pada nilai tabel kolmogorov ($w_{1-\alpha}$) sebesar 0,215 dan nilai p -value sebesar 0,066 lebih besar dari nilai $\alpha = 0,05$. Sehingga keputusannya H_0 diterima yang berarti bahwa data variabel respon (Y) mengikuti distribusi Poisson.

4.2. Seleksi Variabel dan Pengujian Non Multikolinearitas Antar Variabel Prediktor

Pembentukan model regresi mempertimbangkan pengujian Multikolinieritas. Proses penanganan multikolinieritas salah satunya dengan cara mengeliminasi satu persatu variabel x (prediktor) yang memiliki tingkat korelasi lebih rumit atau tinggi. Proses itu terus berlanjut sampai tidak ada korelasi diantara variabel prediktor tersebut yang memiliki korelasi (koneksi) lebih besar dari 95 %.

Dari hasil analisis menunjukkan bahwa dengan memasukkan sembilan variabel prediktor yang selanjutnya dieliminasi satu persatu didapat tiga variabel prediktor yaitu X_7 , X_8 dan X_9 , yang semuanya memiliki korelasi kurang dari 95%. Ketiga variabel tersebut untuk selanjutnya digunakan dalam pengujian Multikolinieritas dan didapat hasil sesuai dengan informasi pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai VIF Variabel Prediktor

| Variabel | X ₇ | X ₈ | X ₉ |
|----------|----------------|----------------|----------------|
| VIF | 5,784 | 1,559 | 6,477 |

Dari Informasi Tabel 1 terlihat bahwa variabel X₇, X₈ dan X₉ telah memenuhi asumsi non multikolinieritas dengan nilai VIF kurang dari 10. Selanjutnya ketiga variabel tersebut digunakan untuk pembentukan model.

4.3. Model Regresi Poisson

Model awal regresi poisson yang terbentuk setelah melalui pengujian Multikolinieritas adalah sebagai berikut.

$$\mu_i = \exp(1,906 + 0,00007235X_7 + 0,000006193X_8 + 0,00003205X_9)$$

Selanjutnya dilakukan uji asumsi equidispersi untuk mengetahui ada tidaknya overdispersi pada model regresi poisson di atas. Pengujian overdispersi dapat dilakukan dengan mencari nilai Φ . Jika nilai Φ lebih besar dari 1, maka telah terjadi overdispersi.

Dari hasil pengujian overdispersi didapat bahwa nilai Φ sebesar 2,347 lebih besar dari 1. karena terjadi overdispersi pada regresi poisson, maka langkah penanganannya dengan membentuk model regresi binomial negatif.

4.4. Model Regresi Binomial Negatif

4.4.1. Uji Kesesuaian Model Regresi Binomial Negatif

Untuk menguji kesesuaian model regresi binomial negatif digunakan uji *devians*. Hipotesis yang diberikan adalah sebagai berikut

$$H_0 : \beta_7 = \beta_8 = \beta_9 = 0$$

(model regresi binomial negatif tidak dapat digunakan sebagai model)

$$H_1 : \text{Paling tidak ada salah satu } \beta_j \neq 0 \quad j = 7, 8, 9$$

(model regresi binomial negatif dapat digunakan sebagai model)

Dengan taraf signifikansi sebesar 5% dan statistik uji yang digunakan adalah Devians, didapat nilai Devians sebesar 42,6505 lebih besar dari pada nilai Chi-Square tabel $\chi^2_{0,05;3} = 7,815$. Jadi keputusannya H₀ ditolak yang berarti bahwa model Regresi Binomial Negatif dapat digunakan sebagai model.

4.4.2. Uji Signifikansi Individu Model Regresi Binomial Negatif

Langkah selanjutnya adalah mencari parameter mana saja yang berpengaruh terhadap model. Sehingga perlu dilakukan uji parsial parameter model. Pengujian secara parsial dilakukan untuk melihat signifikansi parameter dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j = 0, \text{ (koefisien regresi tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0, \text{ (koefisien regresi signifikan)}$$

$$\text{Untuk } j = 7, 8, 9$$

Berdasarkan hasil analisis didapatkan nilai Z_{hitung} yang merupakan nilai estimasi dibagi dengan nilai standar errornya. Kemudian nilai tersebut dibandingkan dengan nilai $Z_{\alpha/2}$ dengan taraf signifikansi sebesar 5 % yang disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif

| Parameter | Z_hitung | Z_tabel | Kuputusan | Kesimpulan |
|-----------|----------|---------|----------------|------------------------------------|
| β_7 | 1,316 | 1,96 | H_0 diterima | Koefisien Regresi Tidak Signifikan |
| β_8 | 0,932 | 1,96 | H_0 diterima | Koefisien Regresi Tidak Signifikan |
| β_9 | 2,378 | 1,96 | H_0 ditolak | Koefisien Regresi Signifikan |

Berdasarkan tabel 2. diperoleh parameter yang signifikan terhadap model adalah β_9 . Sehingga model regresi binomial negatif yang terbentuk adalah

$$\mu_i = \exp(1,787 + 0,0001001X_7 + 0,000003134X_8 + 0,00003847X_9)$$

Akan tetapi yang berpengaruh terhadap model hanya koefisien β_9 saja meskipun model ditulis secara lengkap.

5. Kesimpulan

Dari hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat diperoleh beberapa kesimpulan, yaitu:

1. Dari hasil pengujian didapat bahwa model regresi poisson mengalami overdispersi sehingga dilakukan penanganan menggunakan model regresi binomial negatif
2. Dari pengujian kesesuaian model didapat bahwa model regresi binomial negatif dapat digunakan sebagai model

3. Secara umum variabel yang signifikan mempengaruhi Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur untuk model Regresi Binomial Negatif adalah Jumlah ibu nifas yang mendapat vitamin A.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis*. Second Edition. New York : John Wiley and Sons, Inc.
- Dinas Kesehatan. 2011. *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2011*. Surabaya : Dinkes Jatim.
- Dinas Kesehatan. 2011. *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Tengah Tahun 2011*. Semarang : Dinkes Jateng.
- Hilbe, J.M., 2011. *Negative Binomial Regression*. Second Edition. New York : Cambridge University Press.