ANALISIS METODE *NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION* DAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION* UNTUK MENANGANI DATA OVERDISPERSI PADA REGRESI POISSON

(Studi Kasus Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur tahun 2012)

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika

oleh :

AYU ASHARI ARDIANINGSIH

105090504111002

PROGRAM STUDI STATISTIKA

JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

MALANG

2014

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

ANALISIS METODE *NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION* DAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION* UNTUK MENANGANI DATA OVERDISPERSI PADA REGRESI POISSON
(Studi Kasus Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur tahun 2012)

oleh :
AYU ASHARI ARDIANINGSIH
105090504111002

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji pada tanggal 8 Agustus 2014 dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Pembimbing

Eni Sumarminingsih, S.Si., MM.
NIP. 197705152002122009

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc.
NIP. 196709071992031001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ayu Ashari Ardianingsih
NIM : 105090504111002
Jurusan : Matematika
Program Studi : Statistika
Penulis Skripsi berjudul :

ANALISIS METODE *NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION* DAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION* UNTUK MENANGANI DATA OVERDISPERSI PADA REGRESI POISSON (Studi Kasus Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur tahun 2012)

Dengan ini menyatakan bahwa :

1. **Skripsi ini adalah benar-benar karya saya sendiri dan bukan hasil plagiat dari karya orang lain. Karya-karya yang tercantum dalam Daftar Pustaka Skripsi ini, semata-mata digunakan sebagai acuan/referensi.**
2. **Apabila kemudian hari diketahui bahwa isi Skripsi saya merupakan hasil plagiat, maka saya bersedia menanggung akibat hukum dari keadaan tersebut.**

Demikian pernyataan ini saya buat dengan segala kesadaran.

Malang, 8 Agustus 2014
Yang Menyatakan,

Ayu Ashari Ardianingsih
NIM. 105090504111002

ANALISIS METODE *NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION* DAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION* UNTUK MENANGANI DATA OVERDISPERSI PADA REGRESI POISSON

(Studi Kasus Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur tahun 2012)

ABSTRAK

Jumlah Kematian Ibu merupakan salah satu indikator untuk melihat derajat kesehatan perempuan. Rendahnya kesadaran masyarakat tentang kesehatan ibu hamil menjadi faktor penentu angka kematian, meskipun masih banyak faktor yang harus diperhatikan untuk menangani masalah ini. Penelitian ini menggunakan peubah indeks pendidikan dan kesehatan ibu untuk mengetahui jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Timur sebagai faktor yang menyebabkan terjadinya kematian ibu pada saat melahirkan. Metode yang digunakan adalah regresi Poisson guna mengetahui hubungan ketergantungan antara peubah prediktor (X) dan peubah respon (Y). Regresi Poisson mengasumsikan bahwa nilai ragam sama dengan rata-rata (equidispersi), jika nilai ragam lebih besar dari nilai rata-rata (overdispersi), maka asumsi tersebut tidak terpenuhi dan harus ditangani. Overdispersi dapat ditangani dengan menggunakan metode *Generalized Poisson Regression* dan *Negative Binomial Regression*. Model *Generalized Poisson Regression* yang didapatkan adalah : $Jumlah\ Kematian\ Ibu = \exp(6{,}502 - \ 0{,}003\ \mathrm{IP}0{,}068\ \mathrm{KI})$ dan model *Negative Binomial Regression* yang didapatkan adalah : $Jumlah\ Kematian\ Ibu = \exp(0{,}738 - 0.003\ \mathrm{IP} - 0.074\ \mathrm{KI})$. AIC digunakan untuk mengetahui model mana yang paling tepat digunakan pada data jumlah kematian ibu. Berdasarkan nilai AIC, model *Negative Binomial Regression* yang lebih baik karena memiliki nilai AIC yang lebih kecil dibandingkan dengan model *Generalized Poisson Regression*.

Kata Kunci : Jumlah Kematian Ibu, Regresi Poisson, Negative Binomial Regression, Generalized Poisson Regression, AIC

ANALYSIS OF NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION AND GENERALIZED POISSON REGRESSION METHODS FOR SOLVING OVERDISPERSION IN POISSON REGRESSION

(Case Study of Maternal Mortality at East Java in 2012)

ABSTRACT

Number of maternal mortality is one of indicators to see the health status for women. Lacks of public awareness about maternal health become the most important factor for mortality, although there are many factors that must be considered to solve this problem. This study uses education index and maternal health as the variables, to know the number of maternal death in East Java as the factors that cause maternal death during childbirth. The method which is used is Poisson Regression to know the dependency relationship between predictor variables (X) and response variable (Y). Poisson Regression assumes that the variance must be equal to the average (equidispersion), if the variance is greater than the average (overdispersion), then the assumption is not fulfilled and should be solved. Overdispersion can be solved by using Generalized Poisson Regression and Negative Binomial Regression. Generalized Poisson Regression model that obtained is : Number of Maternal Death = $\exp(6{,}502 - 0{,}003\,\text{IP}0{,}068\,\text{KI})$ and the model obtained from Negative Binomial Regression is : Number of Maternal Death = $\exp(0{,}738 - 0.003\ \text{IP} - 0.074\ \text{KI})$. AIC is used to determine which model is the most appropriate to use in number of maternal mortality data. Based on AIC value, Negative Binomial Regression model is better than Generalized Poisson Regression model because Negative Binomial Regression model have the smallest AIC value.

Keywords : Number of Maternal Mortality, Poisson Regression, Negative Binomial Regression, Generalized Poisson Regression, AIC.

KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah penulis haturkan kehadirat Allah SWT atas segala rahmat, hidayah, dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.

Dalam penyusunan skripsi ini tidak sedikit hambatan yang penulis temui, berkat bantuan, dukungan dan doa dari berbagai pihak, segala hambatan tersebut dapat teratasi. Untuk itulah penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada:

1. Ibu Eni Sumarminingsih, S.Si., MM. selaku dosen pembimbing atas bimbingan, saran, waktu dan kesabaran yang telah diberikan.
2. Bapak Dr. Ir. Solimun, MS dan Ibu Dr. Ir. Ni Wayan Surya Wardhani, MS. selaku dosen penguji atas ilmu dan saran yang telah diberikan.
3. Bapak Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc. selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya.
4. Seluruh staf dan karyawan Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya.
5. Ibuk, Bapak, Reza, uwak dan seluruh keluarga atas cinta, kasih sayang, doa dan dukungan.
6. Fadli, Fira, Yeni, Arista, Piping, Sasha, Afrian, Dian, Towi, Biki, Likha dan teman-teman Statistika 2010, khususnya Statistika B atas dukungan dan kasih sayang selama ini.
7. Mira, Finda, Fristia, Dina, Kak Ty, Kak Devi, Fikrop, Atun, Ayu Bontang, Kak Ema dan Kak Rizka atas semua tawa dan semangat yang kalian salurkan.
8. Semua pihak yang telah membantu penyelesaian skripsi ini

Penulis menyadari skripsi ini masih jauh dari sempurna. Untuk itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun demi perbaikan dan penyempurnaan skripsi. Semoga bermanfaat bagi banyak pihak.

Malang, Agustus 2014

Penulis

DAFTAR ISI

BAB III METODE PENELITIAN

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

BAB V PENUTUP

DAFTAR TABEL

DAFTAR LAMPIRAN

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Jumlah Kematian Ibu merupakan salah satu indikator untuk melihat derajat kesehatan perempuan. Rendahnya kesadaran masyarakat tentang kesehatan ibu hamil menjadi faktor penentu angka kematian, meskipun masih banyak faktor yang harus diperhatikan untuk menangani masalah ini. Persoalan kematian yang terjadi lantaran indikasi yang lazim muncul. Yakni pendarahan, keracunan kehamilan yang disertai kejang-kejang, aborsi, dan infeksi. Namun, ternyata masih ada faktor lain yang juga cukup penting. Misalnya, pemberdayaan perempuan yang tak begitu baik, latar belakang pendidikan, sosial ekonomi keluarga dan lingkungan masyarakat. Kaum lelaki pun dituntut harus berupaya ikut aktif dalam segala permasalahan bidang reproduksi secara lebih bertanggung jawab. Selain masalah medis, tingginya kematian ibu juga karena masalah nilai budaya, perekonomian serta rendahnya perhatian laki-laki terhadap ibu hamil dan melahirkan. Oleh karena itu, untuk mengurangi jumlah kematian ibu perlu diadakan penyuluhan secara rutin agar perempuan dapat perhatian dari masyarakat. Sangat diperlukan upaya peningkatan pelayanan perawatan ibu baik oleh pemerintah, swasta, maupun masyarakat terutama suami. Penelitian ini menggunakan peubah indeks pendidikan dan kesehatan ibu untuk mengetahui jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Timur sebagai faktor yang menyebabkan terjadinya kematian ibu pada saat melahirkan.

Metode yang dapat digunakan untuk mengetahui hubungan ketergantungan antara peubah prediktor (X) dan peubah respon (Y) pada kasus jumlah kematian ibu dapat menggunakan Analisis Regresi. Analisis regresi yang dapat digunakan adalah regresi Poisson. Menurut Ismail dan Jemain (2005) regresi Poisson mengasumsikan bahwa nilai ragam sama dengan rata-rata (equidispersi), jika nilai ragam lebih besar dari nilai rata-rata (overdispersi), maka asumsi tersebut tidak terpenuhi dan harus ditangani. Terdapat beberapa kemungkinan tidak terpenuhi equidispersi pada suatu pemodelan. Menurut Hinde dan Demetrio (2007), tidak terpenuhi equidispersi antara lain disebabkan keragaman hasil pengamatan (keragaman antar individu sebagai komponen yang tidak dijelaskan oleh model), korelasi antar respon individu, terjadi clustering (pengelompokan) dalam populasi dan peubah teramati yang dihilangkan.

Pelanggaran overdispersi pada regresi Poisson menyebabkan standard *error* dari penduga parameter regresi yang dihasilkan memiliki kecenderungan lebih rendah dari seharusnya sehingga menghasilkan kesimpulan yang tidak sesuai dengan data. Overdispersi dapat diatasi dengan menggunakan beberapa metode, diantaranya regresi *Generalized Poisson*, regresi *Negative Binomial*, regresi *Zero Inflated Poisson*, regresi *Zero Inflated Generalized Poisson* dan regresi *Zero Inflated Binomial Negative*.

Penelitian ini menerapkan dua metode untuk menangani masalah overdispersi pada data jumlah kematian ibu, yaitu *Generalized Poisson Regression* dan *Negative Binomial Regression*.

Jika suatu distribusi Poisson (μ) dimana μ merupakan nilai peubah acak yang berdistribusi gamma, maka akan dihasilkan distribusi *mixture* yang dinamakan distribusi binomial negatif. Model regresi binomial negatif mengasumsikan $E(Y|x) = \mu$ dan $Var(Y|x) = \mu + k\mu^2$ dengan k adalah parameter dispersi = $1/\alpha$ dimana α= parameter bentuk dari distribusi gamma. Model ini dapat mengatasi masalah overdispersi karena tidak mengharuskan nilai mean yang sama dengan nilai variansi seperti pada model regresi Poisson.

Sementara itu, pada model *Generalized Poisson Regression* (GPR) selain terdapat penambahan nilai θ sebagai parameter dispersi. Model GPR mirip dengan regresi Poisson akan tetapi model GPR mengasumsikan bahwa komponen randomnya berdistribusi *general* Poisson. Dalam analisis GPR, jika θ sama dengan 0 maka model GPR akan menjadi model Poisson. Jika θ lebih dari 0 maka model GPR merepresentasikan data count yang mengandung kasus overdispersi dan jika θ kurang dari 0 merepresentasikan data *count* yang mengandung overdispersi.

Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh yang dihasilkan dari masing-masing peubah yang telah ditentukan dan untuk mendapatkan model yang sesuai dengan data jumlah kematian ibu tiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2012.

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan dalam penelitian ini adalah menentukan model manakah yang lebih baik antara *Generalized Poisson Regression* dan *Negatif Binomial Regression* untuk menganalisis data overdispersi pada data jumlah kematian ibu di Jawa Timur pada tahun 2012 ?

1.3 Tujuan Penelitian

Dari permasalahan yang telah dirumuskan, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Membentuk model *Generalized Poisson Regression.*
2. Membentuk model *Negatif Binomial Regression*.
3. Membandingkan model *Generalized Poisson Regression* dan *Negatif Binomial Regression* untuk mengetahui model yang lebih sesuai untuk diterapkan pada data overdispersi dan underdispersi pada regresi Poisson dengan menggunakan metode AIC
4. Mengetahui pengaruh dari masing-masing peubah

1.4 Batasan Masalah

Data yang digunakan adalah data sekunder yang terdapat overdispersi.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian adalah dapat mengetahui model yang dihasilkan dari metode manakah yang lebih baik digunakan untuk menangani masalah overdispersi.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Distribusi Poisson

Distribusi Poisson disebut juga distribusi peristiwa yang jarang terjadi, ditemukan oleh S.D. Poisson (1781–1841), seorang ahli matematika berkebangsaan Perancis. Suatu peubah Y yang menyatakan banyaknya hasil percobaan dalam suatu percobaan Poisson disebut peubah acak Poisson dan memiliki distribusi peluang yang disebut distribusi Poisson. Fungsi peluang distribusi Poisson adalah sebagai berikut (Walpole, 1995) :

$$P(Y) = \begin{cases} \frac{e^{-\mu}\mu^{y}}{y!}, y = 0, 1, 2, \ldots \\ 0, \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.1)$$

di mana :

y : 0,1,2,3,...

μ : rata-rata banyak sukses yang terjadi dalam selang waktu atau daerah tertentu

e : 2,71828...

Persamaan 2.1 disebut juga sebagai fungsi peluang Poisson. Asumsi distribusi Poisson yaitu nilai harapan dan nilai ragam adalah sama.

$$E(Y) = \mu \quad (2.2)$$

$$V(Y) = \mu \quad (2.3)$$

Menurut Wibawati dan Nugraha (2007), asumsi pokok dalam regresi Poisson bahwa dalam peubah respon harus terjadi equidispersi yaitu nilai harapan sama dengan nilai ragam, berkaitan dengan :

1. Kebebasan dari kejadian yang ada pada interval yang tidak saling tumpang tindih.
2. Kehomogenan dari unit pengamatan.

Jika asumsi tersebut tidak terpenuhi, maka dapat dikatakan bahwa peubah respon tidak equidispersi.

Daniel (1989) menyatakan bahwa dalam menentukan distribusi *Poisson*, hipotesis yang melandasi pengujian *Kolmogorov-Smirnov* adalah sebagai berikut :

H_0 : Sampel yang diambil berasal dari populasi yang mengikuti distribusi Poisson.

H_1 : Sampel yang diambil berasal dari populasi yang mengikuti distribusi tertentu

Pengujian terhadap H_0 dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dan statistik uji yang digunakan adalah :

$$D_n = |F_n (x) - F_0 (x)| \tag{2.4}$$

di mana :

D_n : jarak tegak maksimum antara fungsi peluang kumulatif empiris dengan fungsi peluang kumulatif *Poisson*

$F_n(x)$: fungsi peluang kumulatif contoh

$F_0 (x)$: fungsi peluang kumulatif sebaran *Poisson*

Apabila nilai statistik uji $D_n >$ nilai statistik Kolmogorov-Smirnov pada tabel maka dapat diambil keputusan bahwa H_0 ditolak.

2.2 Regresi Poisson

Metode analisis regresi yang dapat digunakan untuk mendapatkan model yang berasal dari data bertipe *count* (jumlahan) dapat dianalisis dengan menggunakan regresi Poisson. Misalnya, data tersebut dilambangkan dengan Y yaitu banyaknya kejadian yang terjadi dalam suatu periode waktu dan atau wilayah tertentu. Model regresi Poisson merupakan model standar untuk data diskrit dan termasuk dalam model regresi linier (Cameron dan Trivedi, 1998).

Regresi Poisson adalah suatu bentuk model linier umum di mana respon dimodelkan sebagai distribusi Poisson. Distribusi ini memberikan model yang realistis untuk berbagai macam fenomena acak selama nilai dari peubah acaknya berupa bilangan bulat non negatif. Model regresi poisson dapat dinyatakan sebagai berikut

$$y_i = \mu_i + \varepsilon_i, \qquad i = 1,2,\ldots,n \tag{2.5}$$

dengan

$$\mu i = \exp^{(\boldsymbol{x_i}'\boldsymbol{\beta})}$$

di mana :

y_i : Jumlah kejadian

μ_i : Rata-rata jumlah kejadian yang terjadi dalam selang waktu tertentu

ε_i : Sisaan ke-i

2.3 *Generalized Poisson Regression*

Model *Generalized Poisson Regression* (GPR) adalah model regresi yang sesuai digunakan pada data hitung yang mengalami overdispersi atau underdispersi. Selain parameter μ, juga terdapat θ sebagai parameter dispersi. GPR merupakan salah satu model GLM yang hampir mirip dengan regresi Poisson, akan tetapi GPR mengasumsikan bahwa komponen random berdistribusi Generalized Poisson (GP). Model GPR tidak berbeda dari model regresi Poisson biasa yang terdapat pada persamaan 2.5. Misal, peubah responnya berupa y = 0,1,2 ....,n. Distribusi *Generalized Poisson* (Famoye, dkk, 2004) adalah :

$$f(y|\mu;\theta) = \left(\frac{\mu}{1+\mu\theta}\right)^{y} \frac{(1+\theta y)^{y-1}}{y!} exp\left(\frac{-\mu(1+\theta y)}{1+\mu\theta}\right), \quad y = 0,1,2,... \qquad (2.6)$$

Rata-rata dan ragam model GP adalah sebagai berikut :

$$E(y_i) = \mu_i$$

dan

$$Var(y_i) = \mu_i(1+\theta\mu_i)^2 \qquad (2.7)$$

Jika θ=0 artinya nilai ragam sama dengan nilai rata-rata, maka digunakan model regresi Poisson. Apabila θ>0 maka data jumlahan tersebut mengalami overdispersi dan apa bila nilai θ<0 maka mengalami underdispersi.

2.3.1 Pendugaan Parameter *Generalized Poisson Regression*

Metode Maximum Likelihood Estimation digunakan untuk pendugaan parameter dalam *Generalized Poisson Regression* yaitu dengan cara memaksimalkan fungsi Likelihood. Fungsi Likelihood merupakan fungsi dari parameter (α,β). Menurut Ismail dan

Jemain (2005), fungsi Likelihood dari Generalized *Poisson Regression* adalah :

$$L\ (\theta,\beta) = \Pi_{i=1}^{n} \left[\frac{\mu_i}{1+\theta\mu_i}\right]^{y_i} \frac{1+\theta y_i{}^{yi-1}}{y_i!} \exp \frac{-\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i} \tag{2.8}$$

Fungsi *ln* Likelihood dari Generalized *Poisson Regression* adalah:

$$ln\ l\ (\theta,\beta) = \sum_{i=1}^{n} y_i \ln\left[\frac{\mu_i}{1+\theta\mu_i}\right] + (y_i - 1)\, ln(1+\theta y_i) - ln\,(y_i!) - \frac{\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i} \tag{2.9}$$

$$ln\ l\ (\theta,\beta) = \sum_{i=1}^{n} \Big\{ y_i \ln(\mu_i) - y_i \ln(1+\theta\mu_i) + (y_i - 1) \ln\ (1+\theta y_i) - \ln\,(y_i!) - \frac{\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i} \Big\} \tag{2.10}$$

$$ln\ l\ (\theta,\beta) = \sum_{i=1}^{n} \Big\{ y_i \ln(\exp(\boldsymbol{x_i}'\boldsymbol{\beta})) - y_i \ln(1+\theta\exp(\boldsymbol{x_i}'\boldsymbol{\beta})) + (y_i - 1) \ln\ (1+\theta y_i) - \ln\,(y_i!) - \frac{\exp(\boldsymbol{x_i}'\boldsymbol{\beta})\,(1+\theta y_i)}{1+\theta\exp(\boldsymbol{x_i}'\boldsymbol{\beta})} \Big\} \tag{2.11}$$

Untuk memaksimumkan fungsi *Likelihood* digunakan iterasi *Newton-Rhapson* dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Menentukan nilai duga awal parameter. Nilai dugaan awal diperoleh dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS) :

$$\hat{\beta}_{(0)} = \mathbf{(X'X)^{-1}X'Y} \tag{2.12}$$

2. Membentuk vektor gradien g di mana p adalah banyak parameter yang diduga.

$$g_{(p+1)x1} = \left(\frac{\partial \ln L\ (\beta)}{\partial \beta_0}, \frac{\partial \ln L\ (\beta)}{\partial \beta_1}, \ldots, \frac{\partial \ln L\ (\beta)}{\partial \beta_p}, \frac{\partial \ln L\ (\beta)}{\partial \theta}\right) \quad (2.13)$$

3. Membentuk Matriks Hessian **H**.
   Matriks Hessian dari *Generalized Poisson* adalah sebagai berikut :

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L\ (\beta)}{\partial {\beta_0}^2} & \frac{\partial^2 \ln L\ (\beta)}{\partial \beta_0\, \partial \beta_1} & \frac{\partial^2 \ln L\ (\beta)}{\partial \beta_0\, \partial \beta_p} \\ \ldots & \frac{\partial^2 \ln L\ (\beta)}{\partial {\beta_1}^2} & \frac{\partial^2 \ln L\ (\beta)}{\partial \beta_1\, \partial \beta_p} \\ \ldots & \ldots & \frac{\partial^2 \ln L\ (\beta)}{\partial {\beta_p}^2} \end{bmatrix}$$

4. Memasukkan nilai $\hat{\beta}_{(0)}$ kedalam elemen-elemen vektor g dan matriks **H** sehingga diperoleh vektor $g_{(0)}$ dan matriks $H_{(0)}$
5. Melakukan iterasi dari m=0 yaitu nilai dugaan awal, dilakukan iterasi pada persamaan :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{m+1}} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{m}} + \mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{m}})\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{m}}) \quad (2.14)$$

6. Nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{m}}$ merupakan kumpulan dari pendugaan parameter pada iterasi ke-m. Proses iterasi pada langkah 5 dilakukan berulang-ulang hingga diperoleh pendugaan parameter yang konvergen, yaitu $|\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{m+1}} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{m}}| \leq \boldsymbol{\varepsilon}$.

Interpretasi penduga parameter pada model *Generalized Poisson Regression* berdasarkan pada rumus (Long, 1997) :

$$100\% \times \{\exp(\beta_m \times \delta) - 1\} \quad (2.15)$$

di mana :
β_m : nilai koefisien regresi, m = 1,2,...,n
δ : besarnya perubahan yang terjadi

2.4 *Negative Binomial Regression*

Negative Binomial Regression dapat digunakan untuk memodelkan data poisson yang mengalami overdispersi ataupun underdispersi karena distribusi binomial negatif merupakan perluasan dari sebaran Poisson gamma yang memuat parameter dispersi k. Regresi binomial negatif merupakan salah satu model regresi terapan dari Generalisasi Model Linier (GML) karena distribusi binomial negatif termasuk anggota dari distribusi keluarga eksponensial. (Hilbe, 2011)

Pada *Negative Binomial Regression* terdapat tiga komponen, yaitu :

a. Komponen Acak

Pada regresi *Binomial Negatif* peubah respon Y_i diasumsikan mengikuti sebaran *Binomial Negatif* yang dihasilkan dari sebaran *Poisson-Gamma*.

Misalkan :

$y|\mu \sim Poisson(\mu)$

$\mu \sim Gamma\ (\alpha,\beta)$

Fungsi massa peluang *Poisson-Gamma mixture* dapat diperoleh dengan cara :

$$P(y|\ \alpha,\beta) = \int_0^\infty Poisson\ (y|\mu).Gamma\ (\mu|\alpha,\beta)\ d\mu$$

$$= \int_0^\infty \frac{e^{-\mu}\mu^{y_i}}{y_i!}.\frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha}\mu^{\alpha-1}\exp\left(-\frac{\mu}{\beta}\right)d\mu$$

$$= \int_0^\infty \frac{e^{-\mu}\mu^{y_i}\mu^{\alpha-1}e^{\left(-\frac{\mu}{\beta}\right)}}{y_i!\Gamma(\alpha)\beta^\alpha}d\mu$$

$$= \frac{\beta^{-\alpha}}{y_i!\Gamma(\alpha)}\int_0^\infty e^{-\mu(1+\frac{1}{\beta})}\mu^{y_i+\alpha-1}\ d\mu \qquad (2.16)$$

Misalkan $v = [1+\frac{1}{\beta}]\ \mu$ maka $dv = [1+\frac{1}{\beta}]d\mu$ dan untuk $\mu = 0$ maka $v = 0$ sedangkan $\mu = \infty$ maka $v = \infty$.

$$P(y|\ \alpha,\beta) = \frac{\beta^{-\alpha}}{y_i!\Gamma(\alpha)}\int_0^\infty e^{-v}\left[\frac{\beta v}{1+\beta}\right]^{y_i+\alpha-1}\left[\frac{\beta}{1+\beta}\right]dv$$

$$= \frac{\beta^{-\alpha}}{y_i!\Gamma(\alpha)}\left[\frac{\beta}{1+\beta}\right]^{y_i+\alpha}\int_0^\infty e^{-v}\ v^{y_i+\alpha-1}\ dv$$

$$= \frac{\beta^{-\alpha}}{y_i!\Gamma(\alpha)} \left[\frac{\beta}{1+\beta}\right]^{\alpha} \left[\frac{\beta}{1+\beta}\right]^{y_i} \Gamma(y_i + \alpha)$$

(2.17)

$$P(y|\ \alpha,\beta) = \frac{\Gamma(y_i+\alpha)}{y_i!\ \Gamma(\alpha)} \left[\frac{1}{1+\beta}\right]^{\alpha} \left[\frac{\beta}{1+\beta}\right]^{y_i} \qquad \text{dengan } i = 1,2,..$$

(2.18)

P(y|α,β) adalah fungsi peluang *Binomial Negatif* yang dihasilkan dari sebaran *Poisson-Gamma mixture*. Nilai rata-rata dan ragam *Poisson-Gamma mixture* adalah :

$$E[Y] = \alpha\beta \text{ dan } V[Y] = \alpha\beta^2 \qquad (2.19)$$

Untuk membentuk suatu model regresi pada sebaran *Binomial Negatif*, maka nilai parameter dari sebaran *Poisson-Gamma mixture* dinyatakan dalam bentuk $\mu = \alpha\beta$ dan $k = 1/\alpha$ sehingga diperoleh rata-rata dan ragam dalam bentuk $E[Y] = \mu$ *dan* $V[Y] = \mu + k\mu^2$. Sehingga fungsi peluang *Binomial Negatif* menjadi :

$$f(y, \mu, k) = \frac{\Gamma(y_i+1/k)}{\Gamma\left(\frac{1}{k}\right)y_i!} \left[\frac{1}{1+k\mu}\right]^{1/k} \left[\frac{k\mu}{1+k\mu}\right]^{y_i} \text{ di mana } i = 1,2,... \qquad (2.20)$$

Saat k=0 maka sebaran *Binomial Negatif* memiliki ragam $V[Y] = \mu$. Sebaran *Binomial Negatif* akan mendekati suatu sebaran *Poisson* yang mengasumsikan rata-rata dan ragam sama yaitu $E[Y] = V[Y] = \mu$.

b. Komponen Sistematis

Kontribusi peubah prediktor dalam model regresi *Binomial Negatif* dinyatakan dalam bentuk kombinasi linier antara parameter (η) dengan parameter regresi yang akan diduga yaitu :

$$\eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + ... + \beta_p x_{ip} \qquad (2.21)$$

atau dalam matriks dituliskan dalam bentuk

$$\boldsymbol{\eta} = \mathbf{X}\,\boldsymbol{\beta} \qquad (2.22)$$

dengan **η** adalah vektor (n x 1) dari pengamatan, **X** adalah matriks (n x c) dari peubah bebas, **β** adalah matriks (c x 1) dari koefisien regresi, dengan $c = p+1$

c. Fungsi Link

Nilai ekspektasi dari peubah respon Y adalah diskrit dan bernilai positif. Maka untuk mentransformasikan nilai η_i (bilangan riil) ke rentang yang sesuai dengan rentang pada peubah respon *y* diperlukan suatu fungsi link $g(\mu)$ yaitu:

$$g(\mu) = \ln \mu_i = \mathbf{X}\,\boldsymbol{\beta} \qquad (2.23)$$

Regresi *Binomial Negatif* dapat digunakan pada data *overdispersi* atau *underdispersi*. Model ini dibentuk dari sebaran *Poisson-Gamma mixture*. Jika suatu sebaran *Poisson* (μ) di mana μ merupakan nilai peubah random yang mengikuti sebaran *Gamma*. Maka akan dihasilkan sebaran *mixture* yang dinamakan sebaran *Binomial Negatif*. Model regresi *Binomial Negatif* mengasumsikan:

$$E(Y|x) = \mu \text{ dan } Var(Y|x) = \mu + k\,\mu^2 \qquad (2.24)$$

Model *Negative Binomial Regression* yaitu :

$$\mu i = \exp^{(\boldsymbol{x}_i{'}\boldsymbol{\beta})} \qquad (2.25)$$

2.4.1 Pendugaan Parameter *Negative Binomial Regression*

Pendugaan parameter dalam *Negative Binomial Regression* menggunakan metode *maksimum likelihood*. dengan prosedur iterasi *Newton Rhapson*. Parameter yang akan diduga adalah parameter β dan parameter dispersi (k). Parameter k diduga guna mengetahui apakah asumsi equidispersi dari model terpenuhi atau tidak. Menurut Simarmata dan Ispriyanti (2011), metode ini membutuhkan turunan pertama dan kedua dari fungsi *likelihood*. Y_i mempunyai fungsi massa probabilitas sebaran *Binomial Negatif*, yaitu:

$$f(y|\,\mu, k) = \frac{\Gamma(y_i+1/k)}{\Gamma\left(\frac{1}{k}\right)\Gamma(y_i+1)}\left[\frac{1}{1+k\mu_i}\right]^{1/k}\left[\frac{k\mu_i}{1+k\mu_i}\right]^{y} \text{ di mana } y = 1,2,...,n \qquad (2.26)$$

Dengan *k* adalah parameter dispersi = 1/*α* di mana *α* = parameter bentuk dari sebaran *gamma*. Menurut Simarmata dan Ispriyanti (2011), karena fungsi saling bebas maka fungsi *likelihood* adalah:

$$\mathrm{L}\ (\beta,\mathrm{k}) = \prod_{i=1}^{n} \frac{\Gamma(y_i+1/\mathrm{k})}{\Gamma\left(\frac{1}{\mathrm{k}}\right)\Gamma(y_i+1)} \left[\frac{1}{1+\mathrm{k}\mu_i}\right]^{1/\mathrm{k}} \left[\frac{\mathrm{k}\mu_i}{1+\mathrm{k}\mu_i}\right]^{y} \quad (2.27)$$

dengan $\frac{\Gamma(y+1/\mathrm{k})}{\Gamma\left(\frac{1}{\mathrm{k}}\right)} = \prod_{r=1}^{y-1}(r+k^{-1})$

$$\mathrm{L}\ (\beta,\mathrm{k}) = \prod_{i=1}^{n} \prod_{r=1}^{y-1}(r+k^{-1}) \frac{1}{y_i!} \left[\frac{1}{1+\mathrm{k}\mu_i}\right]^{1/\mathrm{k}} \left[\frac{\mathrm{k}\mu_i}{1+\mathrm{k}\mu_i}\right]^{y}$$

$$l\ (\beta,\mathrm{k}) = \ln \{\, l\ (\beta,\mathrm{k})\}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left(\prod_{r=0}^{y_i-1} ln(r+k^{-1}) - \ln(y_i!) + \frac{1}{\mathrm{k}} ln\left[\frac{1}{1+\mathrm{k}\mu_i}\right] + y_i ln\left[\frac{\mathrm{k}\mu_i}{1+\mathrm{k}\mu_i}\right] \right) \quad (2.28)$$

Bentuk persamaan matriks dari turunan pertama fungsi *likelihood* terhadap parameter β yaitu : **q =** $\boldsymbol{X^T}$**Wz**,

Di mana :

X **:** matriks (n x c) dengan n merupakan banyaknya observasi dan c merupakan banyaknya peubah p+1

W **:** matriks *weight* diagonal ke-i dan

Z **:**vektor matriks dengan baris ke-i

Untuk mencari nilai **W** digunakan persamaan :

$$W_i = \frac{\mu_i}{1+k\mu_i} \quad (2.29)$$

dan

$$z_i = \frac{(y_i-\mu_i)}{\mu_i} \quad (2.30)$$

Menurut Simarmata dan Ispriyanti (2011), penduga awal parameter (β,k) untuk regresi *Binomial Negatif* dengan memaksimumkan fungsi *likelihood* terhadap parameter β dan *k*. Pendugaan parameter regresi *Binomial Negatif* dilakukan dengan langkah:

1. Menentukan penduga awal dari k, misal $\hat{k}_1$ = 0
2. Menentukan penduga maksimum *likelihood* dari parameter β menggunakan prosedur iterasi *Newton-Rhapson* dengan asumsi $k = \hat{k}_1$

$$\hat{\beta}_i = \hat{\beta}_{i+1} + (\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{W}_{\mathbf{i}}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{W}_{\mathbf{i}}\mathbf{z}_{\mathbf{i}} \quad (2.31)$$

Iterasi berakhir jika diperoleh $\hat{\beta}_{i+1} = \hat{\beta}_i$

3. Menggunakan $\hat{\beta}$ untuk menghasilkan penduga dari parameter k dengan menggunakan prosedur iterasi *Newton-Rhapson*.

$$\hat{k}_{i+1} = \hat{k}_i - \frac{f'(k_i)}{f''(k_i)} \quad (2.32)$$

Iterasi berakhir jika diperoleh $\hat{k}_{i+1} = \hat{k}_i$

4. Jika $|\hat{k}_{i+1} = \hat{k}_i| < \varepsilon$ selesai; bila tidak, gunakan parameter $k =$ k$i+1$dan kembali ke langkah 2. Nilai ε merupakan nilai bilangan positif yang sangat kecil, misalnya ε = 0.001.

Cara menginterpretasi parameter regresi pada model regresi linier biasa tidak dapat digunakan untuk menginterpretasikan parameter regresi pada model *Negative Binomial Regression*. Hal tersebut dikarenakan bentuk model regresi yang berbeda. Menurut Long (1997), interpretasi model *Negative Binomial Regression* sama dengan model *Generalized Poisson Regression* dengan menggunakan persamaan 2.15

2.5 Overdispersi

Menurut Hinde dan Demetrio (2007), terdapat beberapa kemungkinan tidak terpenuhi equidispersi pada suatu pemodelan, antara lain adalah keragaman hasil pengamatan (keragaman antar individu sebagai komponen yang tidak dijelaskan oleh model), korelasi antar respon individu, terjadi *clustering* (pengelompokan) dalam populasi dan peubah teramati yang dihilangkan. Konsekuensi dari tidak terpenuhi equidispersi adalah regresi *Poisson* tidak sesuai untuk memodelkan data. Selain itu, model terbentuk akan menghasilkan penduga parameter yang bias. Overdispersi juga akan membawa konsekuensi pada nilai penduga bagi kesalahan baku yang lebih kecil *(underestimates)* dan dapat menimbulkan kesalahan dalam pendugaan parameter.

Pemeriksaan overdispersi dan underdispersi menggunakan statistik uji *Khi Kuadrat Pearson*. Ragam dari sebaran Poisson sama dengan rata-rata ($\sigma^2=\mu$). Overdispersi dideteksi menggunakan statistik uji *Khi Kuadrat Pearson* dibagi dengan derajat bebas yang menghasilkan nilai lebih besar dari 1, sedangkan underdispersi dideteksi dengan statistik uji *Khi Kuadrat Pearson* dibagi dengan derajat bebas yang mempunyai nilai kurang dari 1. Fenomena overdispersi dapat dituliskan :

$$\mathrm{Var(Y) > E(Y)} \qquad (2.33)$$

Overdispersi dapat diindikasikan dengan nilai *deviance* dan *Khi Kuadrat Pearson* yang dibagi dengan derajat bebas. Jika kedua nilai tersebut lebih dari 1, maka dikatakan terjadi overdispersi pada data. Terdapat dua cara yang dapat digunakan untuk mendeteksi overdispersi yaitu (Ismail dan Jemain, 2005) :

1. *Deviance*

$$\phi_1 = \frac{D^2}{db} \; ; \; D^2 = 2\sum_{i=1}^{n}\left\{y_i ln\left(\frac{y_i}{\hat{\mu}_i}\right)(y_i - \mu_i)\right\} \qquad (2.34)$$

Dimana db = n-k dengan k merupakan banyaknya parameter termasuk konstanta, n merupakan banyaknya pengamatan dan D^2 adalah nilai *deviance*

2. *Khi Kuadrat Pearson*

$$\phi_2 = \frac{x^2}{db} \; ; \; \chi^2 = \sum_{i=1}^{n}\frac{(y_i - \mu_i)^2}{var\ (y_i} \qquad (2.35)$$

di mana db = n-k. Jika $\phi_1$dan $\phi_2$bernilai lebih dari 1 maka terjadi *overdispersi* pada data.

2.6 Multikolinieritas

Multikolinieritas adalah terjadinya hubungan linier antara peubah prediktor dalam suatu model regresi linier berganda (Gujarati, 2003). Jika terdapat hubungan linier antar peubah prediktor maka dapat dikatakan model terkena masalah multikolinieritas. Jika terjadi hubungan antar peubah prediktor maka peubah ini tidak orthogonal. Peubah orthogonal adalah peubah prediktor yang nilai korelasi antar prediktor rsama dengan nol. Adapun dampak adanya multikolinieritas dalam model regresi linier berganda adalah (Gujarati, 2003) :

1. Penduga OLS masih bersifat BLUE, tetapi mempunyai ragam dan peragam yang yang besar sehingga sulit mendapatkan penduga (penduga) yang tepat.
2. Akibat penduga OLS mempunyai ragam dan peragam yang yang besar, menyebabkan interval penduga akan cenderung lebih lebar dan nilai hitung statistik uji t akan kecil, sehingga membuat peubah prediktor secara statistik tidak signifikan mempengaruhi peubah respon.

3. Walaupun secara individu peubah prediktor tidak berpengaruh terhadap peubah respon melalui uji t, tetapi nilai koefisien determinasi (R^2) masih bisa relatif tinggi.
4. Selanjutnya untuk mendeteksi adanya multikolinieritas dalam model regresi linier berganda dapat digunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) dan *Tolerance* (TOL) dengan ketentuan jika nilai VIF melebihi angka 10, maka terjadi multikolinieritas dalam model regresi. Kemudian jika nilai TOL mendekati nilai 1, maka tidak terjadi multikolinieritas dalam model regresi. Rumus VIF dapat ditulis sebagai berikut :

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \tag{2.36}$$

di mana :

R_j^2 :Koefisien determinasi dari *auxiliary regression*

2.7 Uji Simultan

Pengujian parameter simultan atau bersama-sama ditujukan untuk mengetahui signifikansi koefisien regresi secara bersama-sama. Pengujian parameter model secara simultan dilakukan menggunakan statistik uji G. Statistik uji G adalah uji rasio kemungkinan maksimum (*likelihood ratio test*) yang digunakan untuk menguji peranan peubah prediktor di dalam model secara bersama-sama. Persamaan dari statistik uji G adalah (Agresti, 2007):

$$G = -2 \ln[L_0 - L_1] \tag{2.37}$$

di mana :
L_o : *Likelihood* model tanpa peubah prediktor
L_1 : *Likelihood* model dengan peubah prediktor

Hipotesis yang digunakan adalah :

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 \dots \dots \dots = \beta_k = 0$
H_1 : paling tidak ada satu $\beta_k \neq 0$. k = 1,2,3....,p

Statistik uji G mengikuti sebaran χ^2 dengan derajat bebas p. Hipotesis nol ditolak apabila Statistik Uji G > $\chi^2_{p(\alpha)}$.

2.8 Uji Parsial

Selain uji simultan, uji lain yang perlu dilakukan pada model regresi adalah uji parsial. Pengujian secara parsial digunakan untuk mengetahui pengaruh yang dihasilkan oleh peubah prediktor terhadap peubah respon secara individual (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Statistik uji yang digunakan untuk uji parsial adalah uji *Wald*. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut :

H_0: $\beta_i = 0$

H_1 : $\beta_i \neq 0$, i = 1,2,3 ...., n

Persamaan yang digunakan untuk menghitung statistik uji *Wald* adalah sebagai berikut :

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_j}{\hat{S}E(\hat{\beta}_j)} \tag{2.38}$$

dengan :

$$SE(\hat{\beta}) = \frac{s}{\sqrt{n}}$$

Kriteria hipotesis nol ditolak jika $|W| > Z_{\alpha/2}$. Dengan α adalah tingkat taraf nyata yang digunakan.

2.9 Uji Kelayakan Model

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menguji kelayakan model adalah dengan menggunakan uji Khi-Kuadrat Pearson (Agresti, 2007). Sisaan ini mendekati simpangan baku dengan nilai tengah nol dan ragam mendekati satu. Sisaan didefinisikan sebagai selisih amatan (data) dan nilai duga yang diperoleh dari model. Hipotesis yang digunakan dalam uji kelayakan model adalah :

H_0: model layak

H_1 : model tidak layak

Persamaan yang digunakan untuk menghitung statistik uji sisaan *Pearson* adalah:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{n} \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{\hat{y}_i(1-\hat{y}_i)} \tag{2.39}$$

Model yang dihasilkan dapat dikatakan layak apabila nilai $\chi^2_{pearson} < \chi^2_{\alpha(n-p)}$, sehingga dapat diputuskan bahwa H_0 diterima.

2.10 Pemilihan Model Terbaik

Metode yang digunakan untuk menentukan pemilihan model terbaik dari *Generalized Poisson Regression* dan *Negatif Binomial*

Regression menggunakan nilai AIC *(Akaike Information Criterion)*. Metode AIC didasarkan pada metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Untuk menghitung nilai AIC digunakan persamaan :

$$AIC = \frac{2k}{n} + \ln \frac{\sum_{i=1}^{n} \hat{u}_i^2}{n} \quad (2.40)$$

Di mana :

k : jumlah parameter yang diestimasi dalam model

n : jumlah pengamatan

u : sisaan ke-i

Menurut Widarjono (2007), model regresi terbaik adalah model regresi yang memiliki nilai AIC terkecil.

2.11 Angka Kematian Ibu

Angka Kematian Ibu (AKI) adalah banyaknya kematian perempuan pada saat hamil atau selama 42 hari sejak terminasi kehamilan tanpa memandang lama dan tempat persalinan. Menurut BKKBN, rata-rata AKI tercatat mencapai 359 per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 2012. Terdapat beberapa faktor yamg dapat mempengaruhi angka kematian ibu, diantaranya pendarahan, keracunan kehamilan yang disertai kejang-kejang, aborsi, infeksi, pemberdayaan perempuan yang tak begitu baik, latar belakang pendidikan, sosial ekonomi keluarga, jumlah tenaga medis profesional yang ada dan lingkungan masyarakat .

Terdapat beberapa cara untuk menekan AKI di Indonesia, diantaranya adalah dengan megikuti program KB, meningkatkan status wanita di Indonesia, mempersiapkan kehamilan sehat optimal, meningkatkan sistem rujukan dan mendekatkan pelayanan kesehatan di tengah masyarakat. (Hanib, 2013)

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari *website* Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur yakni,www.dinkes.jatimprov.go.id dan Badan Pusat Statistik Jawa Timur pada alamat : www.jatim.bps.go.id.

Peubah yang digunakan antara lain :

X_1 : Indeks Pendidikan (IP) Tahun 2012

X_2 : Kesehatan Ibu (KI) Tahun2012

Y : Jumlah Kematian Ibu Tahun 2012

Untuk menunjukkan data tersebut mengalami overdispersi dapat dilihat pada Lampiran 4 dan secara manual dapat digunakan persamaan 2.35, diperoleh hasil :

$$\frac{\chi^2}{db} = \frac{100{,}466}{35} = 2{,}870$$

Hasil yang didapatkan sebesar 2,870 menunjukkan bahwa terjadi overdispersi karena bernilai lebih dari satu.

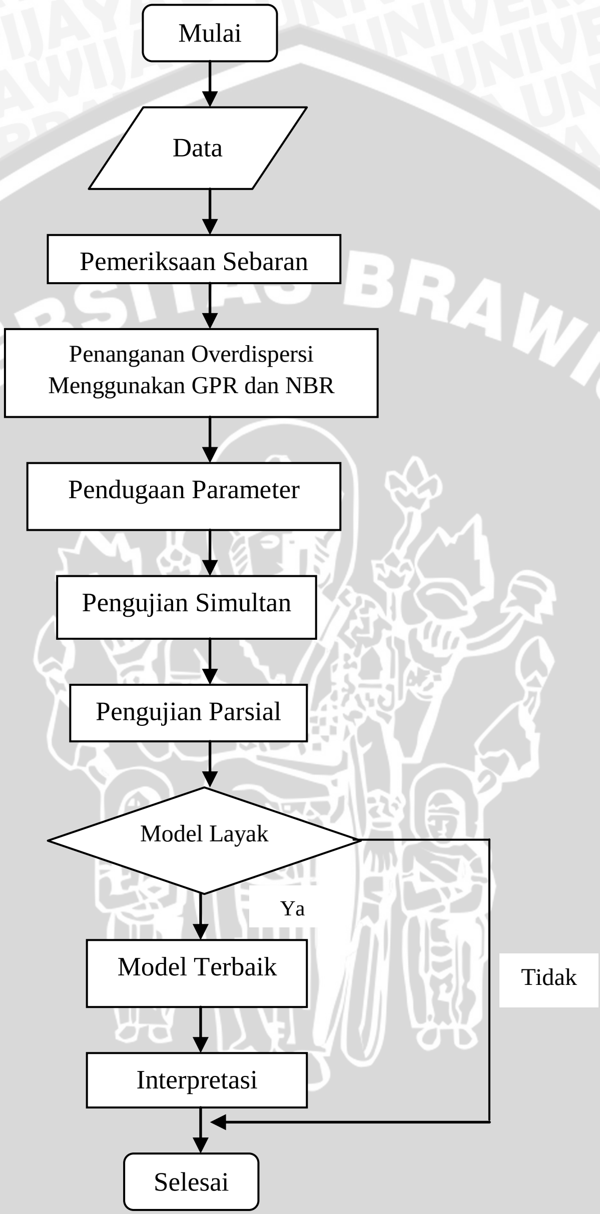
3.2 Metode Analisis

Metode analisis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Pemeriksaan apakah pada peubah respon mengikuti sebaran *Poisson* atau tidak dengan menggunakan persaman 2.4.
2. Pemeriksaan multikolinieritas pada masing-masing peubah apakah saling berkorelasi dengan menggunakan nilai VIF sesuai dengan persamaan 2.36 apabila tidak memenuhi asumsi maka dilakukan penanganan.
3. Penanganan terhadap data yang mengalami overdispersi atau menggunakan *Generalized Poisson Regression* dan *Negatif Binomial Regression* dengan bantuan *software* SPSS 16.
4. Pendugaan parameter model regresi menggunakan *Generalized Poisson Regression* dan *Negatif Binomial Regression*. Metode iterasi yang digunakan adalah iterasi *Newton Raphson* pada model *Generalized Poisson Regression* dan model *Negative Binomial Regression*.

5. Pengujian signifikansi parameter model regresi. Pengujian dilakukan secara simultan dan secara parsial. Statistik uji yang digunakan untuk uji simultan adalah statistik uji G sesuai dengan persamaan 2.37 dan statistik uji yang digunakan untuk uji secara parsial adalah statistik uji *Wald* sesuai dengan persamaan 2.38.
6. Pengujian kelayakan model menggunakan statistik *Khi-Kuadrat Pearson* sesuai dengan persamaan 2.39.
7. Pemilihan model terbaik di antara *Generalized Poisson Regression* dan *Negatif Binomial Regression* menggunakan nilai AIC *(Akaike Information Criterion)* terkecil sesuai dengan persamaan 2.40.

Diagram alir metode penelitian disajikan pada Gambar 3.1. Analisis data dilakukan dengan bantuan *software* statistika, yaitu SPSS 16.



Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Penelitian

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pemeriksaan Peubah Respon

Pemeriksaan sebaran *Poisson* pada peubah respon menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah sebagai berikut :

H_0 : Sampel yang diambil berasal dari populasi yang mengikuti distribusi poisson

H_1 : Sampel yang diambil berasal dari populasi yang mengikuti distribusi tertentu

Hasil analisis pada Lampiran 2 menunjukan nilai D_n sebesar 0.210, sementara itu nilai *Kolmogorov Smirnov* untuk N sebesar 38 dengan α=0.05 pada tabel adalah 0.2154. Maka dapat disimpulkan bahwa peubah respon (jumlah kematian ibu) mengikuti sebaran *Poisson* karena nilai statistik uji D_n lebih kecil dibandingkan nilai *Kolmogorov Smirnov*.

4.2 Pemeriksaan Multikolinieritas

Pemeriksaan multikolinieritas dapat menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Jika nilai VIF >10 maka terjadi multikolinieritas. Hasil pengujian ditunjukkan secara ringkas pada tabel berikut ini :

Tabel 4.1 Pengujian Multikolinieritas

Peubah	VIF
IP	2,5
KI	2,5

Tabel 4.1 nilai VIF pada masing-masing peubah sebesar 2,5. Sehingga dapat dikatakan bahwa tidak terdapat multikolonieritas. Hasil perhitungan secara rinci dapat dilihat pada Lampiran 3.

4.3 Pembentukan Model Regresi

4.3.1 *Generalized Poisson Regression*

Model *Generalized Poisson Regression* adalah model regresi yang sesuai digunakan pada data hitung yang mengalami overdispersi atau underdispersi. Karena data Jumlah Kematian Ibu mengalami overdispersi maka model *Generalized Poisson* cocok untuk menjelaskan data tersebut. Model yang didapatkan tedapat pada Tabel 4.2 berikut :

Tabel 4.2 Hasil Pendugaan Koefisien Regresi

Peubah	Koefisien
Konstanta	6,502
IP	-0,003
KI	- 0,068

Berdasarkan persamaan 2.5 model dapat dituliskan seperti berikut:

$$Jumlah\ Kematian\ Ibu = \exp\ (6{,}502 - \ 0{,}003\ \mathrm{IP} - 0{,}068\ \mathrm{KI})$$

Untuk menginterpretasikan model, nilai koefisien regresi yang didapatkan dimasukkan ke persamaan 2.15 seperti berikut :

Untuk β_1 :

$$100\% \times \{\exp(\,0{,}003) - 1\} = 100\% \times \{(\,0{,}003) - 1\}$$
$$= 0{,}3\%$$

Untuk β_2 :

$$100\% \times \{\exp(0{,}068) - 1\} = 100\% \times \{(0{,}068) - 1\}$$
$$= 6{,}8\%$$

Setiap peningkatan IP (Indeks Pendidikan) sebesar 1% di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur maka akan mengurangi jumlah kematian ibu melahirkan sebesar 0,3% di Provinsi Jawa Timur dan setiap peningkatan KI (Kesehatan Ibu) di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur maka akan mengurangi kematian ibu sebesar 6,8% di Provinsi Jawa Timur.

4.3.2 Negative Binomial Regression

Negative Binomial Regression merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menangani masalah overdispersi. Hasil dari pengujian dengan menggunakan *software* SPSS disajikan secara ringkas pada Tabel 4.3

Tabel 4.3 Hasil Pendugaan Koefisien Regresi

Peubah	Koefisien
Konstanta	6,929
IP	-0,003
KI	-0,074

Berdasarkan persamaan 2.25 model dapat dituliskan seperti berikut :

$$Jumlah\ Kematian\ Ibu = \exp(6{,}929 - 0.003\ \text{IP} - 0.074\ \text{KI})$$

Untuk β_1 :

$$100\% \times \{\exp(\,0{,}003) - 1\} = 100\% \times \{(\,0{,}003) - 1\}$$
$$= 0{,}3\%$$

Untuk β_2 :

$$100\% \times \{\exp(0{,}074) - 1\} = 100\% \times \{(0{,}074) - 1\}$$
$$= 7{,}4\%$$

Model tersebut menjelaskan bahwa setiap peningkatan IP (Indeks Pendidikan) sebesar 1% di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur maka akan mengurangi jumlah kematian ibu melahirkan sebesar 0,3% di Provinsi Jawa Timur dan setiap peningkatan KI (Kesehatan Ibu) di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur maka akan mengurangi kematian ibu sebesar 7,4% di Provinsi Jawa Timur.

4.4 Uji Simultan

Pengujian secara simultan dilakukan untuk mengetahui signifikansi koefisien regresi secara bersama-bersama. Uji simultan menggunakan uji rasio likelihood (uji G). Hipotesis uji simultan adalah :

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 \ldots \ldots \ldots = \beta_k = 0$

H_1 : paling tidak ada satu $\beta_k \neq 0$.   k = 1,2

Apabila nilai uji G >$\chi^2{}_{db}$ maka hipotesis nol ditolak.

Hasil analisis terdapat pada Lampiran 6 untuk model *Generalized Poisson Regression* dan *Negative Binomial Regression*. Model *Generalized Poisson Regression*, nilai rasio likelihood sebesar 27,376 sementara itu nilai χ^2_2 pada tabel sebesar 5,991. Karena nilai rasio likelihood lebih besar dibandingkan dengan $\chi^2{}_{db}$ maka hipotesis nol ditolak, atau secara simultan peubah prediktor berpengaruh signifikan pada peubah respon.

Sementara itu, untuk model regresi binomial negatif, rasio likelihood yang didapatkan sebesar 9,042 dan dapat disimpulkan bahwa secara simultan peubah prediktor berpengaruh signifikan terhadap peubah respon.

4.5 Uji Parsial

a. Model *Generalized Poisson Regression*

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui signifikansi masing-masing koefisien. Uji Wald merupakan statistik uji yang dapat digunakan untuk mengetahui signifikansi masing-masing peubah. Hasil perhitungan Tabel 4.4 menunjukkan nilai wald dari masing-masing peubah, untuk hasil secara lengkap terdapat pada Lampiran 7.

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Statistik Uji Wald

Peubah	Statistik Uji Wald
IP	1,272
KI	7,728

Untuk mengetahui peubah tersebut berpengaruh atau tidak secara parsial dapat menggunakan uji Wald, nilai uji Wald yang didapatkan dibandingkan dengan nilai $Z_{0.025} = 1.96$. Hipotesis pengujian secara parsial adalah sebagai berikut :

$H_0 : \beta_i = 0$

$H_1 : \beta_i \neq 0$

Nilai yang didapatkan peubah IP (Indeks Pendidikan) sebesar 1,272 yang berarti lebih kecil dari $Z_{0.025} = 1.96$ sehingga dapat disimpulkan peubah Indeks Pendidikan tidak berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon. Sementara itu, nilai uji Wald dari peubah KI (kesehatan ibu) sebesar 7,728 yang lebih besar dari $Z_{0.025} = 1.96$ dan dapat disimpulkan juga bahwa kesehatan ibu berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon.

b. Model *Negative Binomial Regression*

Sama seperti model *Generalized Poisson Regression,* model *Negative Binomial Regression* juga menggunakan uji Wald sebagai pengujian secara parsial. Nilai uji Wald yang didapatkan secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 4.5 berikut ini dan secara lengkap pada Lampiran 7 :

Tabel 4.5 Hasil Pengujian Statistik Uji Wald

Peubah	Statistik Uji Wald
IP	3,068
KI	6,402

Nilai statistik uji Wald pada peubah Indeks Pendidikan sebesar 3,068 dan indeks kesehatan ibu sebesar 6,402 dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa pada model binomial negatif IP (Indeks Pendidikan) berpengaruh signifikan pada peubah respon dan peubah KI (Kesehatan Ibu) berpengaruh signifikan pada peubah respon

4.6 Uji Kelayakan Model

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menguji kelayakan model adalah dengan menggunakan uji Khi-Kuadrat Pearson (Agresti, 2007). Tabel 4.6 menjelaskan apakah model *Generalized Poisson Regression* dan *Negative Binomial Regression* layak atau tidak. Hipotesis yang digunakan adalah :

H_0 : Model layak
H_1 : Model tidak layak

Apabila nilai statistik uji sisaan Pearson kurang dari ${\chi^2}_{db}$ maka H_0 diterima atau dapat dikatakan model tersebut layak. Hasil perhitungan secara lengkap terdapat pada lampiran 8 dan lampiran 9 secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 4.6 :

Tabel 4.6 Hasil Uji Sisaan Pearson

Model Regresi	Statistik Uji Sisaan Pearson	db
Generalized Poisson Regression	-39,4605	35
Negative Binomial Regression	-11994,67	35

Nilai ${\chi^2}_{db}$ pada tabel dengan db=35 adalah 5,991, jika dibandingkan dengan nilai sisaan pearson pada model *Generalized Poisson Regression* maka model tersebut layak. Model *Negative Binomial Regression* memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan ${\chi^2}_{db}$ maka model *Negative Binomial Regression* layak dan dapat disimpulkan bahwa kedua model layak dan menghasilkan penduga respon yang mendekati respon pengamatan.

4.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan Model terbaik menggunakan metode AIC. Nilai AIC yang didapatkan untuk model *Generalized Poisson Regression* sebesar 205,6 sementara itu untuk model *Negative Binomial Regression* sebesar 185,580. Model yang paling baik adalah model yang memiliki nilai AIC yang lebih kecil, dari kedua model yang memiliki nilai AIC paling kecil adalah model *Negative Binomial Regression* maka dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk kasus jumlah kematian ibu di Jawa Timur adalah model *Negative Binomial Regression*.

4.8 Pembahasan

Jumlah kematian ibu dipengaruhi beberapa faktor, diantaranya pendarahan, keracunan kehamilan yang disertai kejang-kejang, aborsi, infeksi, pemberdayaan perempuan yang tak begitu baik, latar belakang pendidikan, sosial ekonomi keluarga, jumlah tenaga medis profesional yang ada dan lingkungan masyarakat. Namun pada penelitian ini hanya menggunakan 2 peubah saja yaitu pendidikan dan kesehatan ibu.

Peubah indeks pendidikan dan kesehatan ibu memiliki tanda negatif pada model, menunjukkan hubungan negatif antara kedua peubah prediktor dan peubah respon (jumlah kematian ibu). Jika indeks pendidikan semakin meningkat maka akan mengurangi jumlah kematian ibu dan jika kesehatan ibu meningkat maka akan mengurangi jumlah kematian ibu.

Menurut Hanib (2013) jika dilihat dari segi pendidikan, semakin tinggi indeks pendidikan maka akan semakin turun kematian ibu, karena masyarakat dengan status tidak mengenyam pendidikan akan membawa ibu yang akan melahirkan ke dukun bayi. Sementara itu, jika pendidikan masyarakat semakin tinggi maka akan membawa ibu yang akan melahirkan ke rumah sakit atau bidan, karena tenaga profesioal di rumah sakit atau bidan memiliki kemampuan dan keamanan yang lebih terjamin dibandingkan dukun bayi. Jadi, koefisien pada model sesuai dengan teori dan keadaan yang ada, jika pendidikan semakin tinggi maka akan mengurangi jumlah kematian ibu sebesar 0,3% pada model *Generalized Regression Poisson* dan 0,3% dibandingkan sebelumnya pada model *Negative Binomial Regression*.

Kesehatan seorang ibu yang sedang mengandung tak kalah penting untuk menekan jumlah kematian ibu. Kesehatan ibu mempengaruhi janin dalam kandungan dan juga mempengaruhi pada saat proses melahirkan. Departemen Kesehatan menganjurkan agar ibu mendapat dua kali imunisasi tetanus toksoid (TT) selama kehamilan pertama. Imunisasi ulang diberikan satu kali pada setiap kehamilan berikutnya untuk memelihara perlindungan penuh. Kebijakan lain imunisasi TT juga diberikan kepada calon pengantin wanita, sehigga setiap kehamilan yang terjadi dalam tiga tahun sejak pernikahan akan dilindungi terhadap penyakit tetanus. Jadi, koefisien pada model sesuai dengan teori dan keadaan yang ada, jika kesehatan ibu semakin berambah maka akan mengurangi jumlah kematian ibu sebesar 6,8% pada model *Generalized Regression Poisson* dan 7,4% pada model *Negative Binomial Regression*.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian ini dapat diambil beberapa kesimpulan, yaitu :

1. Model *Generalized Poisson Regression* yang didapatkan adalah :
   $$Jumlah\ Kematian\ Ibu = \exp(6{,}502 - 0{,}003\ \mathrm{IP} - 0{,}068\ \mathrm{KI})$$
   Setiap peningkatan IP (Indeks Pendidikan) sebesar 1% di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur maka akan mengurangi jumlah kematian ibu melahirkan sebesar 0,3% di Provinsi Jawa Timur dan setiap peningkatan KI (Kesehatan Ibu) di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur maka akan mengurangi kematian ibu sebesar 6,8% di Provinsi Jawa Timur.
2. Model *Negative Binomial Regression* yang didapatkan adalah:
   $$Jumlah\ Kematian\ Ibu = \exp(6{,}929 - 0.003\ \mathrm{IP} - 0.074\ \mathrm{KI})$$
   Model tersebut menjelaskan bahwa setiap peningkatan IP (Indeks Pendidikan) sebesar 1% di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur maka akan mengurangi jumlah kematian ibu melahirkan sebesar 0,3% di Provinsi Jawa Timur dan setiap peningkatan KI (Kesehatan Ibu) di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur maka akan mengurangi kematian ibu sebesar 7,4% di Provinsi Jawa Timur.
3. Hasil pengujian secara parsial pada model *Generalized Poisson Regression* menunjukkan bahwa peubah IP (indeks pendidikan) tidak berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon dan peubah KI (Kesehatan Ibu) berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon (jumlah kematian ibu). Sementara itu pada model *Negative Binomial Regression* kedua peubah berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu melahirkan
4. Model yang paling baik dipilih berdasarkan nilai AIC yang paling kecil, berdasarkan hasil pengujian, model *Negative Binomial Regression* yang paling baik karena memiliki nilai AIC yang lebih kecil dibandingkan dengan model *Generalized Poisson Regression*.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan pada penelitian ini adalah agar pemerintah bisa meningkatkan pendidikan di Indonesia dan menjalankan program kesehatan secara rutin pada semua kalangan agar masyarakat Indonesia mulai menyadari pentingnya menjaga kesehatan kandungan dan melakukan tindakan medis yang benar dalam proses melahirkan yang dibantu oleh tenaga profesional. Selain itu, saran yang dapat diberikan adalah agar pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode lain untuk menangani pelanggaran asumsi regresi *Poisson* seperti model *Zero-Inflated Poisson Regression* dan *Zero-Inflated Negative Binomial Regression*.

DAFTAR PUSTAKA

Alhamidi, H. 2013. *Angka Kematian Ibu*. http://hanibalhamidi.files.wordpress.com/2013/05/angka-kematian-ibu-melahirkan.pdf. Tanggal akses : 28 Maret 2014

Agresti, A. 2007. *Categorical Data Analysis*. John Wiley and Sons, Inc: New York.

Badan Pusat Statistik Jawa Timur. 2012. *Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2012*. http://jatim.bps.go.id/index.php?hal=tabel&id=81. Tanggal Akses : 28 Maret 2014

Daniel, W.W. 1989. *Statistik Non Parametrik Terapan*. Terjemahan Alex Tri Kantjono W. PT Gramedia: Jakarta.

Cameron, A.C dan P.K Trivedi. 1998. *Regression Analysis Of Count Data*. Cambridge University Press.

Dinas Kesehatan Jawa Timur. 2012. Lampiran Profil Kesehatan Jawa Timur 2012 .http://dinkes.jatimprov.go.id/userfile/dokumen/1380615433LAMPIRAN_PROFIL_KESEHATAN_PROVINSI_JAWA_TIMUR_2012.pdf. tanggal akses : 28 Maret 2014.

Famoye, F., J.T. Wulu and K.P. Singh. 2004. *On the Generalized Poisson Regression Model with an Application to Accident Data*. Journal of Data Science. http://www.sinica.edutw/%7Ejds /JDS-167.pdf. Tanggal Akses: 28 Februaru 2014.

Gujarati, D. 2007. *Ekonometrika Dasar*. Terjemahan Sumarno Zain. Penerbit Erlangga: Jakarta.

Hanib. 2013. *Angka Kematian Ibu Melahirkan* http://www.menegpp.go.id/v2/index.php/datadaninformasi/kesehatan?download=23:angka-kematian-ibumelahir kan-aki. Tanggal Akses : 28 Februari 2014

Hilbe, J.M. 2011. *Negative Binomial Regression*. Second Edition. Cambridge University Press : NewYork .

Hinde, J. and C.G.B. Demetrio. 2007. *Overdispersi: Models and Estimation*. Departement of Laver Building: Exeter.

Hosmer, D.W. and S. Lemeshow. 2000. *Applied Logistic Regression. Second Edition*. John Wiley and Sons, Inc: New York.

Ismail, N. and A. A. Jemain. 2005. *Generalized PoissonRegression :An Alternative for Risk Classification*. Jurnal Teknologi Universiti Teknologi Malaysia. http://www.penerbit.utm.my/onlinejournal/43 /C/JTDIS43C4.pdf. Tanggal akses : 2 Maret 2014

Long, J.S. 1997. *Regression Models For Categorical Dependent Variables Using Stata*. Sage Publications

Simarmata, R.T. dan D. Ispriyanti. 2011. *Penanganan Overdispersi pada Model Regresi Poisson menggunakan Model Regresi Binomial Negatif*. Jurnal Media Statistika, http://www.ejournal.undip.ac.id. Tanggal Akses: 28 Februari 2014.

Walpole, R.E. dan R.H. Myers. 1995. *Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuwan.*Terjemahan R.K. Sembiring. Penerbit ITB: Bandung.

Wibawati, Y dan J. Nugraha. 2009. *Maximum Likelihood Estimation Model Linier dan Model Log Linier dalam Regresi Poisson*. http://sciencemathematicseducation.files.wordpress.com/2014/01/m_stat_24_yuli-wibawati.pdf. Akses : 13 Mei 2014

Widarjono, A. 2007. *Ekonometrika Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis*, Edisi Kedua. Penerbit Ekonisia Fakultas Ekonomi UII : Yogyakarta.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data

No	Kabupaten/Kota	Jumlah Kematian	Indeks Pendidikan	Kesehatan Ibu
1	Kab. Pacitan	4	76,56	77,82
2	Kab. Ponorogo	1	75,28	75,67
3	Kab. Trenggalek	2	78,16	78,55
4	Kab. Tulungagung	0	80,72	78,25
5	Kab. Blitar	4	77,82	77,17
6	Kab. Kediri	7	79,05	75,25
7	Kab. Malang	8	76,22	74,17
8	Kab. Lumajang	1	72,01	71,25
9	Kab. Jember	13	70,86	63,68
10	Kab. Banyuwangi	2	74,84	72,3
11	Kab. Bondowoso	6	67,03	64,75
12	Kab. Situbondo	8	66,02	64,2
13	Kab. Probolinggo	7	66,8	61,17
14	Kab. Pasuruan	10	75,95	66,02
15	Kab. Sidoarjo	2	87,24	76,72
16	Kab. Mojokerto	5	80,43	76,07
17	Kab. Jombang	6	80,45	75,47
18	Kab. Nganjuk	5	77,64	73,88
19	Kab. Madiun	2	76,28	73,75
20	Kab. Magetan	0	78,15	77,77
21	Kab. Ngawi	5	72,64	75,95
22	Kab. Bojonegoro	3	71,51	70,7
23	Kab. Tuban	7	71,75	72,02
24	Kab. Lamongan	5	76,05	72,58
25	Kab. Gresik	5	84,08	77,45
26	Kab. Bangkalan	3	68,02	64,42
27	Kab. Sampang	5	55,46	64,97
28	Kab. Pamekasan	3	70,18	66,32
29	Kab. Sumenep	1	66,15	66,78
30	Kota Kediri	1	87,82	76,43
31	Kota Blitar	0	86,6	69,1
32	Kota Malang	1	89,72	78,33

Lampiran 1. Data (Lanjutan)

No	Kabupaten/Kota	Jumlah Kematian	Indeks Pendidikan	Kesehatan Ibu
33	Kota Probolinggo	2	77,37	76
34	Kota Pasuruan	0	77,55	30
35	Kota Mojokerto	0	75,0	48
36	Kota Madiun	0	74,0	15,7
37	Kota Surabaya	14	73,06	67,6
38	Kota Batu	0	76,97	31

Lampiran 2. Hasil Pengujian *Kolmogorov Smirnov* menggunakan *software* SPSS 16

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

		Y
N		38
Poisson Parameter[a,,b]	Mean	3.8947
Most Extreme Differences	Absolute	.213
	Positive	.213
	Negative	-.111
Kolmogorov-Smirnov Z		1.333
Asymp. Sig. (2-tailed)		.057

a. Test distribution is Poisson.

b. Calculated from data.

Lampiran 3. Hasil Pengujian Multikolonieritas menggunakan *Software* SPSS 16

a. Model : IP = $\beta_0 + \beta_1 KI$

Model Summary[b]

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.244[a]	.060	.034	6.674

a. Predictors: (Constant), KI

b. Dependent Variable: IP

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$
$$= \frac{1}{1 - 0{,}6}$$
$$= 2{,}5$$

b. Model : KI = $\beta_0 + \beta_1 IP$

Model Summary[b]

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.244[a]	.060	.034	13.943

a. Predictors: (Constant), IP

b. Dependent Variable: KI

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$
$$= \frac{1}{1 - 0{,}6}$$
$$= 2{,}5$$

Lampiran 4. Hasil Pengujian Overdispersi dan Pemilihan Model Terbaik Menggunakan *Software* SPSS 16

a. Model *Generallized Regression Poisson*

Goodness of Fit[b]

	Value	df	Value/df
Deviance	100.466	35	2.870
Scaled Deviance	100.466	35	
Pearson Chi-Square	96.016	35	2.743
Scaled Pearson Chi-Square	96.016	35	
Log Likelihood[a]	-99.800		
Akaike's Information Criterion (AIC)	205.600		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	206.306		
Bayesian Information Criterion (BIC)	210.513		
Consistent AIC (CAIC)	213.513		

Dependent Variable: jumlah_kematian

Model: (Intercept), IP, KI

a. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.

b. Information criteria are in small-is-better form.

b. Model *Negative Binomial Regression*

Goodness of Fit[d]

	Value	df	Value/df
Deviance	27.611	35	.812
Scaled Deviance	47.524	35	
Pearson Chi-Square	19.754	35	.581
Scaled Pearson Chi-Square	34.000	35	
Log Likelihood[a]	-89.948		
Adjusted Log Likelihood[c]	-154.814		
Akaike's Information Criterion (AIC)	185.895		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	186.623		
Bayesian Information Criterion (BIC)	190.728		
Consistent AIC (CAIC)	193.728		

Dependent Variable: jumlah_kematian

Model: (Intercept), IP, KI

a. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.

b. Information criteria are in small-is-better form.

Lampiran 5. Hasil Pengujian Pendugaan Koefisien Regresi Model *Generallized Regression Poisson* dan Model *Negative Binomial Regression*

a. Model *Generallized Regression Poisson*

Parameter Estimates

Parameter	B	Std. Error
(Intercept)	6.502	1.7342
IP	-.003	.0029
KI	-.068	.0243

Dependent Variable: jumlah_kematian

Model: (Intercept), IP, KI

a. Computed based on the Pearson chi-square.

b. Model *Negative Binomial Regression*

Parameter Estimates

Parameter	B	Std. Error
(Intercept)	6.929	2.1345
IP	-.003	.0018
KI	-.074	.0291

Dependent Variable: jumlah_kematian

Model: (Intercept), IP, KI

a. Computed based on the Pearson chi-square.

Lampiran 6. Uji Simultan

A. Model *Generallized Poisson Regression*

Omnibus Test[a]

Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
27.376	2	.000

Dependent Variable: jumlah_kematian

Model: (Intercept), IP, KI

a. Compares the fitted model against the intercept-only model.

B. Model *Negative Binomial Regression*

Omnibus Test[a]

Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
9.042	2	.011

Dependent Variable: jumlah_kematian

Model: (Intercept), IP, KI

a. Compares the fitted model against the intercept-only model.

Lampiran 7. Uji Parsial

a. Model *Generallized Poisson Regression*

Tests of Model Effects

Source	Type III		
	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	14.056	1	.000
IP	1.272	1	.259
KI	7.728	1	.005

Dependent Variable: jumlah_kematian

Model: (Intercept), IP, KI

b. Model *Negative Binomial Regression*

Tests of Model Effects

Source	Type III		
	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	10.539	1	.001
IP	3.068	1	.080
KI	6.402	1	.011

Dependent Variable: jumlah_kematian

Model: (Intercept), IP, KI

Lampiran 8. Hasil Perhitungan Uji Kelayakan Model *Generallized Poisson Rgression*

Y	$\hat{Y}$	$1-\hat{Y}$	$Y-\hat{Y}$	Sisaan Pearson
4	2,58	-1,58	1,42	-0,49465
1	3,02	-2,02	-2,02	-0,66887
2	2,44	-1,44	-0,44	-0,0551
0	2,47	-1,47	-2,47	-1,68027
4	2,69	-1,69	1,31	-0,37749
7	3,08	-2,08	3,92	-2,3986
8	3,35	-2,35	4,65	-2,74659
1	4,19	-3,19	-3,19	-0,76134
13	7,21	-6,21	5,79	-0,74874
2	3,85	-2,85	-1,85	-0,31192
6	6,77	-5,77	-0,77	-0,01518
8	7,06	-6,06	0,94	-0,02065
7	8,74	-7,74	-1,74	-0,04476
10	6,00	-5	4	-0,53333
2	2,69	-1,69	-0,69	-0,10473
5	2,89	-1,89	2,11	-0,81509
6	3,01	-2,01	2,99	-1,47768
5	3,41	-2,41	1,59	-0,30763
2	3,45	-2,45	-1,45	-0,24874
0	2,58	-1,58	-2,58	-1,63291
5	2,99	-1,99	2,01	-0,679
3	4,36	-3,36	-1,36	-0,12626
7	3,97	-2,97	3,03	-0,77864
5	3,76	-2,76	1,24	-0,14817
5	3,41	-2,41	1,59	-0,30763
3	6,90	-5,9	-3,9	-0,37362
5	6,92	-5,92	-1,92	-0,08999
3	5,99	-4,99	-2,99	-0,2991

Lampiran 8. Hasil Perhitungan Uji Kelayakan Model *Generallized Poisson Rgression* (Lanjutan)

1	0.80	0,2	0,2	0,25
1	2,75	-1,75	-1,75	-0,63636
0	4,65	-3,65	-4,65	-1,27397
1	2,38	-1,38	-1,38	-0,57983
2	2,63	-1,63	-0,63	-0,09258
0	2,56	-1,56	-2,56	-1,64103
0	3,05	-2,05	-3,05	-1,4878
0	3,26	-2,26	-3,26	-1,44248
14	3,49	-2,49	10,51	-12,711
0	2,67	-1,67	-2,67	-1,5988
				-39,4605

Lampiran 9 Hasil Perhitungan Uji Kelayakan Model *Negative Binomial Regression*

Y	$\hat{Y}$	$1-\hat{Y}$	$Y-\hat{Y}$	Sisaan Pearson
4	2,71	1,29	-1,71	-0,3591
1	3,03	-2,03	-2,03	-0,66997
2	2,61	-0,61	-1,61	-0,08855
0	2,62	-2,62	-1,62	-1,61728
4	2,78	1,22	-1,78	-0,30078
7	3,05	3,95	-2,05	-2,4954
8	3,26	4,74	-2,26	-3,04951
1	3,93	-2,93	-2,93	-0,74555
13	7,17	5,83	-6,17	-0,7683
2	3,64	-1,64	-2,64	-0,27989
6	6,65	-0,65	-5,65	-0,01124
8	7,07	0,93	-6,07	-0,02015
7	1,00	5,997	-0,003	-11952,1
10	5,58	4,42	-4,58	-0,76444
2	2,75	-0,75	-1,75	-0,11688
5	2,91	2,09	-1,91	-0,7859
6	3,00	3	-2	-1,5
5	3,29	1,71	-2,29	-0,38812
2	3,33	-1,33	-2,33	-0,22798
0	2,70	-2,7	-1,7	-1,58824
5	3,02	1,98	-2,02	-0,64265
3	4,08	-1,08	-3,08	-0,09282
7	3,76	3,24	-2,76	-1,01156
5	3,56	1,44	-2,56	-0,22753
5	3,81	1,19	-2,81	-0,13227
3	6,81	-3,81	-5,81	-0,36688
5	7,13	-2,13	-6,13	-0,1038
3	5,65	-2,65	-4,65	-0,26729