Analisis Faktor Risiko Kematian Ibu dan Kematian Bayi dengan Pendekatan Regresi Poisson Bivariat di Provinsi Jawa Timur Tahun 2013

Indi Arkandi dan Wiwiek Setya Winahju
Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111
e-mail: wiwiek.statistika@gmail.com

***Abstrak*— Angka kematian ibu dan bayi merupakan salah satu indikator yang paling menonjol untuk menilai derajat kesehatan masyarakat. Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi yang menyumbangkan angka kematian ibu dan bayi yang besar untuk Indonesia. Perlu adanya tindakan dari pemerintah untuk menekan angka kematian ibu dan bayi di Jawa Timur. Kematian ibu dan kematian bayi merupakan dua hal yang saling berkaitan karena selama masa kandungan, gizi yang diperoleh janin disalurkan dari tubuh ibu melalui plasenta sehingga kondisi ibu selama masa kehamilan akan berpengaruh pada janin dan bayi yang akan dilahirkannya. Sehingga perlu dilakukan penelitian untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi kedua angka kematian tersebut dengan metode Regresi Poisson Bivariat menggunakan algoritma *Expectation Maximization*. Terdapat tiga buah model dengan nilai kovarians yang berbeda pada Regresi Poisson Bivariat. Oleh karena itu perlu memilih salah satu dari ketiga model tersebut. Setelah mendapat model terbaik dengan kriteria AIC, diketahui bahwa model terbaik adalah model dengan nilai kovarians adalah fungsi variabel bebasnya. Pada model terbaik variabel yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian ibu adalah persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 dan persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3. Sedangkan variabel yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi adalah semua variabel prediktor kecuali variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1.**

***Kata Kunci*— Algoritma EM, Jawa Timur, Kematian Bayi, Kematian Ibu, Regresi Poisson Bivariat**

I. PENDAHULUAN

ANGKA kematian ibu dan bayi merupakan salah satu indikator yang paling menonjol untuk menilai derajat kesehatan masyarakat. Namun sampai saat ini angka kematian ibu dan angka kematian bayi yang ada di Indonesia masih cukup tinggi. Sehingga masalah Kesehatan Ibu dan Anak (KIA) masih menjadi masalah yang perlu diperhatikan di Indonesia. Oleh karena itu angka kematian ibu dan bayi menjadi salah satu target yang telah ditentukan dalam tujuan pembangunan *Millenium Development Goals* (MDGs) yaitu menurunkan angka kematian ibu pada tahun 2015 menjadi 102 per 100.000 kelahiran hidup dan menurunkan angka kematian bayi menjadi 23 per 1.000 kelahiran hidup [1].

Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi yang menyumbangkan angka kematian ibu dan kematian bayi yang besar untuk Indonesia. Pada tahun 2013 angka kematian bayi di Jawa Timur pada tahun 2013 sebesar 27,23 per 1.000 kelahiran hidup [2]. Hal ini menunjukkan bahwa sampai tahun 2013 Jawa Timur belum mampu mencapai target MDG's untuk angka kematian bayi. Sedangkan untuk angka kematian ibu di Jawa Timur sebesar 97,39 per 100.000 kelahiran hidup. Meskipun sudah dibawah dari target MDG's namun angka kematian ibu di Jawa Timur masih cukup tinggi dibandingkan dengan provinsi yang lain. Dikhawatirkan angka kematian ibu di Jawa Timur dapat meningkat melewati target yang ditentukan MDG's. Jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi merupakan dua hal yang saling berkaitan karena selama masa kandungan, gizi yang diperoleh janin disalurkan dari tubuh ibu melalui plasenta sehingga kondisi ibu selama masa kehamilan akan berpengaruh pada janin dan bayi yang akan dilahirkannya.Oleh karena itu perlu dilakukan suatu penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi kedua angka kematian tersebut secara bersamaan sebagai rekomendasi kepada pemerintah untuk menekan angka kematian ibu dan angka kematian bayi di Jawa Timur.

Regresi Poisson Bivariat adalah metode yang digunakan untuk memodelkan sepasang *count data* yang memiliki korelasi [3]. Pada penelitian ini akan diterapkan pendekatan Regresi Poisson Bivariat untuk memodelkan jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Timur tahun 2013, selain itu digunakan algoritma EM untuk penaksiran parameter karena algoritma EM cenderung mudah diterapkan dibandingkan dengan metode lain. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi yang dapat dilakukan pemerintah sebagai upaya penurunan jumlah kematian ibu dan bayi atau perencanaan program preventif kematian ibu dan kematian bayi di provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor-faktor yang berpengaruh yang merupakan hasil dari penelitian ini.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. *Distribusi Poisson Univariat*

Distribusi poisson adalah suatu distribusi untuk peristiwa yang probabilitas kejadiannya kecil, dimana kejadiannya tergantung pada interval waktu tertentu atau di suatu daerah tertentu dengan hasil pengamatan berupa variabel diskrit. Variabel respon (Y) dapat dikatakan berdistribusi poisson dengan parameter λ dengan Y = 0,1,2,... dengan fungsi probabilitas dinyatakan sebagai berikut [4].

$$f_Y(y,\lambda)=\begin{cases} e^{-\lambda}\dfrac{\lambda^y}{y!} & ,\ y=0,1,2,...\\ 0 & ,\ \text{y yang lain}\end{cases} \quad (1)$$

Distribusi poisson memiliki asumsi bahwa nilai rata-rata dan varians adalah sama.

B. *Distribusi Poisson Bivariat*

Model poisson bivariat dihasilkan dari penjumlahan variabel acak yang independen berupa *count* dengan komponen umum, biasa disebut dengan teknik pengurangan trivariat [5]. Misalkan X_0, X_1, X_2 merupakan variabel random yang masing-masing berdistribusi poisson dengan parameter λ_0, λ_1, λ_2,. Kemudian diberikan variabel random $Y_1 = X_1+X_0$ dan $Y_2 = X_2+X_0$. Dari *probability generating function* untuk Poisson Bivariat, didapatkan fungsi probabilitas bersama untuk variabel random Y_1 dan Y_2 yang berdistribusi Poisson Bivariat seperti pada persamaan (2) sebagai berikut.

$$f(y_1,y_2)=\begin{cases} e^{-\sum_{j=0}^{2}\lambda_j}\prod_{j=1}^{2}\dfrac{\lambda_j^{y_j}}{y_j!}\sum_{i=0}^{s}\binom{y_j}{i}i!\left(\dfrac{\lambda_0}{\prod_{j=1}^{2}\lambda_j}\right)^i, (\mathrm{y}_j)=0,1,2,...\\ 0,(\mathrm{y}_j)\ \text{yang lain}\end{cases} \quad (2)$$

dimana s = min(y_1,y_2).

C. *Regresi Poisson Univariat*

Analisis regresi merupakan metode statistika yang kerap kali digunakan untuk menyatakan hubungan antara variabel respon *Y* dengan variabel bebas **X**. Apabila variabel respon *Y* mengikuti distribusi poisson maka model regresi yang digunakan adalah regresi poisson. Model regresi poisson dinyatakan sebagai berikut [6].

$$\lambda_i=\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}) \quad (3)$$

dimana

λ_i adalah rata-rata jumlah peristiwa yang terjadi pada periode waktu tertentu

$\mathbf{x}_i$ adalah variabel prediktor yang dinotasikan sebagai berikut:

$$\mathbf{x}_i=\begin{bmatrix}1 & x_{1i} & x_{2i} & \cdots & x_{ki}\end{bmatrix}^T$$

$\boldsymbol{\beta}$ adalah parameter regresi poisson yang dinotasikan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\beta}_j=\begin{bmatrix}\beta_{j0} & \beta_{j1} & \beta_{j2} & \cdots & \beta_{jk}\end{bmatrix}^T$$

Penaksiran parameter regresi poisson dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan taksiran maksimum *likelihood* dari model regresi poisson [4]. Fungsi ln*likelihood* dari distribusi poisson dituliskan sebagai berikut.

$$\ln L(\boldsymbol{\beta})=\sum_{i=1}^{n}y_i\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}-\sum_{i=1}^{n}e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}-\sum_{i=1}^{n}\ln(y_i!) \quad (4)$$

Untuk mengetahui kesesuaian model yang terbentuk setelah diperoleh penaksir parameter pada model regresi poisson dapat dilakukan pengujian secara serentak maupun parsial. Pengujian parameter model regresi poisson secara se-rentak dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). Hipotesis yang digunakan sebagai berikut.

$H_0:\beta_1=\beta_2=\cdots=\beta_j=0$

H1 : paling sedikit ada satu $\beta_j\neq 0,\ j=1,2,\cdots,k$

Statistik uji:

$$D(\hat{\boldsymbol{\beta}})=-2\ln\left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})}\right]$$

$$D(\hat{\boldsymbol{\beta}})=2\left[-\sum_{i=1}^{n}e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}+\sum_{i=1}^{n}y_i\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}+ne^{\hat{\beta}_0}-\hat{\beta}_0\sum_{i=1}^{n}y_i\right] \quad (5)$$

Tolak H_0 jika $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})>\chi^2_{(n-p,\alpha)}$.

Selanjutnya untuk pengujian parameter secara parsial hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$H_0:\beta_j=0$

$H_1:\beta_j\neq 0,\ j=1,2,\cdots,k$

Statistik uji:

$$Z_j=\frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \quad (6)$$

Tolak H_0 jika $|Z| > Z_{\alpha/2}$.

D. *Regresi Poisson Bivariat*

Regresi Poisson Bivariat adalah metode yang digunakan untuk memodelkan sepasang count data yang berdistribusi poisson dan memiliki korelasi dengan beberapa variabel prediktor [7]. Model Regresi Poisson Bivariat dituliskan seperti pada persamaan (7).

$(Y_{1i},Y_{2i}) \sim PB\ (\lambda_{1i}, \lambda_{2i}, \lambda_0)$

$$\lambda_{ji}+\lambda_0=e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_j};\ j=1,2 \quad (7)$$

dimana

$$\mathbf{x}_i^T=\begin{bmatrix}1 & x_{1i} & x_{2i} & \cdots & x_{ki}\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\beta}_j=\begin{bmatrix}\beta_{j0} & \beta_{j1} & \beta_{j2} & \cdots & \beta_{jk}\end{bmatrix}^T$$

Pada Regresi Poisson Bivariat terdapat tiga buah model dengan nilai λ_0 yang berbeda, yaitu model dengan nilai λ_0 adalah suatu konstanta, model dengan nilai λ_0 merupakan fungsi dari variabel bebas dan model dengan nilai λ_0 adalah nol dimana tidak ada kovarian dari kedua buah variabel.

Penaksiran parameter pada Regresi Poisson Bivariat dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dimana taksiran maksimum likelihood dari fungsi regresi poisson bivariat. Fungsi *likelihood* dari Regresi Poisson Bivariat yang telah ditransformasi ke model regresi yaitu $\lambda_{ji}+\lambda_0=e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_j};\ j=1,2$ adalah sebagai berikut.

$$L(\lambda_0,\boldsymbol{\beta_1},\boldsymbol{\beta_2})=\prod_{i=1}^{n}\begin{pmatrix}\exp\left(-e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0}\right)-\exp\left(e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta_1}}-e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0}\right)-\\ \exp\left(e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta_2}}-e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0}\right)\end{pmatrix}.W_i \quad (8)$$

Nilai W_i apabila dijabarkan adalah sebagai berikut.

$$Wi=\sum_{l=0}^{\min(y_{1i},y_{2i})}\frac{\left(e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0}\right)^l}{l!}\frac{\left(e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_1}-e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0}\right)^{y_{1i}-l}\left(e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_2}-e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0}\right)^{y_{2i}-l}}{(y_{1i}-l)!(y_{2i}-l)!}$$

Selanjutnya fungsi *likelihood* pada persamaan (8) dimaksimumkan menggunakan algoritma *Expectation-Maximization* (EM). Algoritma EM merupakan sebuah metode optimisasi iteratif untuk menemukan nilai estimasi *Maximum Likelihood* (ML) dari parameter dalam sebuah model probabilistik [8]. Setiap iterasi dari algoritma EM terdiri dari dua proses yaitu tahap-E dan tahap-M. Tahap-E menghitung nilai ekspektasi bersyarat dari data pengamatan dan estimasi parameter [9]. Misalkan $\theta^{(t)}$ merupakan estimasi parameter θ.Tahap-E menghitung nilai ekspektasi *loglikelihood* dari data lengkap jika parameter θ pada t iterasi adalah $\theta^{(t)}$:

$$Q\left(\theta\left|\theta^{(t)}\right.\right)=\int \ell\left(\theta|y\right) f\left(Y_{mis}\left|Y_{obs},\theta=\theta^{(t)}\right.\right)dY_{mis} \quad (9)$$

Sedangkan tahap-M menghitung nilai estimasi parameter $\theta^{(t+1)}$ dengan memaksimalkan nilai ekspektasi dari data lengkap *loglikelihood* yang didapatkan pada tahap-E:

$$Q\left(\theta^{(t+1)}\left|\theta^{(t)}\right.\right)\geq Q\left(\theta\left|\theta^{(t)}\right.\right), \text{ untuk semua } \theta \quad (10)$$

Tahapan maksimisasi fungsi *likelihood* dari Regresi Poisson Bivariat adalah sebagai berikut.

Tahap E :

Menggunakan nilai parameter pada k iterasi oleh $\phi^{(k)},\lambda_{0i}^{(k)},\lambda_{1i}^{(k)}$ dan $\lambda_{2i}^{(k)}$ selanjutnya menghitung nilai ekspektasi dari Y_{0i} untuk i = 1,...,n dengan cara sebagai berikut.

$$\left(Y_{0i}\left|Y_{1i},Y_{2i},\phi^{(k)}\right.\right)\sim BP\left(\lambda_{0i}^{(k)},\lambda_{1i}^{(k)},\lambda_{2i}^{(k)}\right)$$

$$s_i=E\left(Y_{0i}\left|Y_{1i},Y_{2i},\phi^{(k)}\right.\right)$$

$$s_i=\begin{cases}\lambda_{0i}^{(k)}\dfrac{f_{BP}\left(y_{1i}-1,y_{2i}-1\left|\lambda_{0i}^{(k)},\lambda_{1i}^{(k)},\lambda_{2i}^{(k)}\right.\right)}{f_{BP}\left(y_{1i},y_{2i}\left|\lambda_{0i}^{(k)},\lambda_{1i}^{(k)},\lambda_{2i}^{(k)}\right.\right)},\min\left(y_{1i},y_{2i}\right)>0\\ 0,\min\left(y_{1i},y_{2i}\right)=0\end{cases} \quad (11)$$

Tahap M:

Memaksimalkan $\boldsymbol{\beta}$ dengan menghitung $\boldsymbol{\beta}^{(k+1)}$ sebagai berikut.

$$\boldsymbol{\beta}_0^{(k+1)}=\hat{\boldsymbol{\beta}}\left(\mathbf{s},\mathbf{x}\right),$$

$$\boldsymbol{\beta}_1^{(k+1)}=\hat{\boldsymbol{\beta}}\left(\mathbf{y_1}-\mathbf{s},\mathbf{x}\right),$$

$$\boldsymbol{\beta}_2^{(k+1)}=\hat{\boldsymbol{\beta}}\left(\mathbf{y}_2-\mathbf{s},\mathbf{x}\right),$$

$$\lambda_{ki}^{(k+1)}=\exp\left(\mathbf{x}_{ki}^T\hat{\boldsymbol{\beta}}_k^{(k+1)}\right) \text{ untuk } k=0,1,2$$

dimana $\mathbf{s}$ = $[s_1 \ldots s_n]^T$ adalah vektor nx1 yang didapatkan pada tahap E, $\boldsymbol{\beta}\left(\mathbf{y},\mathbf{x}\right)$ yaitu estimasi *Maximum Likelihood* pada model poisson dengan respon vektor **y** dan data matriks **x**. Sehingga maksimalisasi $\boldsymbol{\beta}$ dilakukan dengan menghitung $\boldsymbol{\beta}^{(k+1)}$ menggunakan metode Newton-Rhapson.

Pengujian parameter model Regresi Poisson Bivariat secara serentak dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). Hipotesis yang digunakan sebagai berikut.

$$H_0:\beta_{j1}=\beta_{j2}=\cdots=\beta_{jk}=0$$

$$H_1:\text{paling sedikit ada satu } \beta_{jl}\neq 0;\ j=1,2;\ l=1,2,\cdots,\text{k}$$

Statistik uji:

$$D\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}\right)=2\left[\begin{array}{l}\left(\sum_{i=1}^{n}\exp\left(\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0\right)-\sum_{i=1}^{n}\exp\left(\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_1\right)-\sum_{i=1}^{n}\exp\left(\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_2\right)+\sum_{i=1}^{n}\ln W_i\right)-\\ \left(\sum_{i=1}^{n}\exp\left(\beta_{00}\right)-\sum_{i=1}^{n}\exp\left(\beta_{10}\right)-\sum_{i=1}^{n}\exp\left(\beta_{20}\right)+\sum_{i=1}^{n}\ln W_i\right)\end{array}\right] \quad (13)$$

Tolak H_0 jika $D\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}\right)>\chi^2_{(n-p,\alpha)}$.

Selanjutnya untuk pengujian parameter secara parsial hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0:\beta_{jl}=0$$

$$H_1:\beta_{jl}\neq 0;\ j=1,2;\ l=1,2,\cdots,\text{k}$$

Statistik uji: $$z=\frac{\hat{\beta}_{jl}}{se\left(\hat{\beta}_{jl}\right)} \quad (14)$$

Tolak H_0 jika $|Z| > Z_{\alpha/2}$.

E. Pemilihan Model Terbaik

AIC (*Akaike Information Criterion*) merupakan kriteria kesesuaian model dalam mengestimasi model secara statistik. Nilai AIC dirumuskan pada persamaan (15) sebagai berikut [10].

$$AIC=-2\ln L(\tilde{\theta})+2k \quad (15)$$

dimana *k* merupakan banyaknya parameter yang digunakan. Sedangkan $L(\tilde{\theta})$ merupakan nilai *likelihood.* Semakin kecil nilai AIC maka model yang dihasilkan semakin baik.

F. Metode Bootstrap dalam Estimasi Standard Error Poisson Bivariat

Dalam estimasi *standart error* digunakan metode *bootstrap*. Metode yang digunakan untuk mengestimasi suatu distribusi populasi yang tidak diketahui yang diperoleh dari proses penarikan sampel yang dilakukan secara berulang-ulang. Algoritma bootstrap untuk mengestimasi standar error dari parameter adalah sebagai berikut [11].

1. Memilih B sampel independen bootstrap.
2. Melakukan pembentukan model dari setiap replikasi.
3. Menyimpan setiap nilai estimasi parameter dari hasil pemodelan dari setiap iterasi.
4. Mengestimasi *standard error* dengan rumusan sebagai berikut.

(1.12) $$\hat{se}_{Boot}=\sqrt{\frac{1}{B-1}\sum_{j=1}^{B}\left[\hat{\beta}_j-\bar{\beta}_j\right]^2} \quad (16)$$

dimana

B : banyak replikasi

$\hat{se}_{Boot}$: nilai estimasi *standard error* bootstrap

$\bar{\beta}_j$: nilai rata-rata hasil estimasi parameter yang didefinisikan sebagai berikut.

$$\bar{\beta}_j=\sum_{j=1}^{B}\frac{\hat{\beta}_j}{B}$$

$\hat{\beta}_j$: nilai estimasi parameter bootstrap ke-j dimana j=1,2,...,B

G. Overdispersion atau Underdispersion Pada Regresi Poisson

Pada regresi poisson bivariat harus memenuhi asumsi nilai varians sama dengan nilai rata-rata. Apabila varians respon lebh besar dari rata-rata responnya, maka terjadi kasus *overdispersion*. Namun apabila varians respon lebh kecil dari rata-rata responnya, maka terjadi kasus *underdispersion*. Untuk mengetahui apakah terjadi kasus *overdispersion* atau *underdispersion*, dilakukan uji *Lagrange Multiplier*. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut [11].

H_0 : θ = 0

H_1 : θ > 0

Statistik Uji:

$$T_{LM}=\left(\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{2}\hat{\mu}_i^{-2}g^2\left(\hat{\mu}_i\right)\right)^{-1/2}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{2}\hat{\mu}_i^{-2}g\left(\hat{\mu}_i\right)\left\{\left(y_i-\hat{\mu}_i\right)^2-y_i\right\} \quad (17)$$

Tolak H_0 apabila nilai $|T_{LM}|$ lebih besar dari $z_{\alpha/2}$ yang berarti terdapat kasus *overdispersion* atau *underdispesion*. Apabila nilai T_{LM} lebih besar dari z_α maka terjadi kasus overdispersion sedangan jika nilai T_{LM} lebih kecil dari z_α maka terjadi kasus underdispersion.

H.Kematian Ibu dan Kematian Bayi

Kematian ibu adalah kematian seorang perempuan yang terjadi selama kehamilan sampai dengan 42 hari setelah berakhirnya kehamilan, tanpa memperhatikan lama dan tempat terjadinya kehamilan, yang disebabkan atau dipicu oleh kehamilannya atau penanganan kehamilannya, tetapi bukan karena kecelakaan. Kematian ibu dikategorikan menjadi dua yaitu kematian langsung dan kematian tidak langsung [12]. Kematian bayi adalah kematian yang terjadi saat setelah bayi lahir sampai bayi belum berusia tepat 1 tahun. Penyebab kematian bayi ada dua macam yaitu endogen dan eksogen [2].

III. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder dari Data Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2013 yang dipublikasikan di perpustakaan Dinas Kesehatan Jawa Timur. Pada penelitian ini yang dijadikan sebagai unit penelitian adalah kabupaten/kota di Jawa Timur. Provinsi Jawa Timur terdiri dari 29 kabupaten dan 9 kota, sehingga unit penelitian sebanyak 38 kabupaten/kota. Variabel yang digunakan pada penelitian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
Y_1	Jumlah kematian ibu
Y_2	Jumlah kematian bayi
X_1	Persentase kunjungan ibu hamil dengan K1
X_2	Persentase kunjungan ibu hamil dengan K4
X_3	Persentase ibu hamil mendapat tablet Fe3
X_4	Persentase komplikasi kebidanan yang ditangani
X_5	Persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan
X_6	Persentase peserta KB aktif
X_7	Persentase rumah tangga ber-PHBS

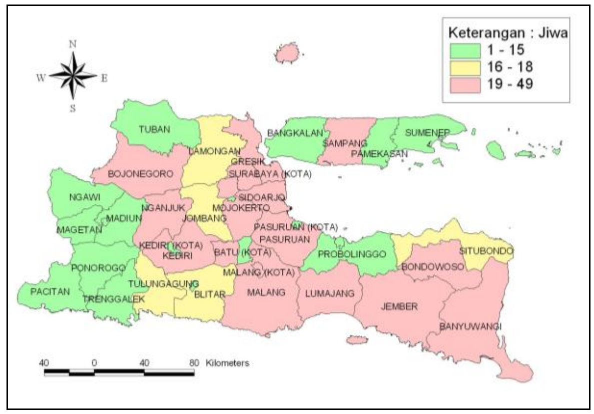
Langkah-langkah yang dilakukan untuk menganalisis data kematian ibu dan kematian bayi di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur adalah sebagai berikut.

1. Membuat deskripsi menggunakan peta tematik provinsi Jawa Timur untuk mendeskripsikan kematian ibu dan ke-- matian bayi di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur.
2. Melakukan uji korelasi untuk variabel respon
3. Melakukan pemeriksaan kasus multikolinieritas dengan menggunakan kriteria VIF.
4. Melakukan pemodelan dengan Regresi Poisson Bivariat dengan menggunakan algoritma EM untuk mengestimasi dan *bootstrap* untuk simpangan baku koefisien regresi.
5. Menentukan model terbaik.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

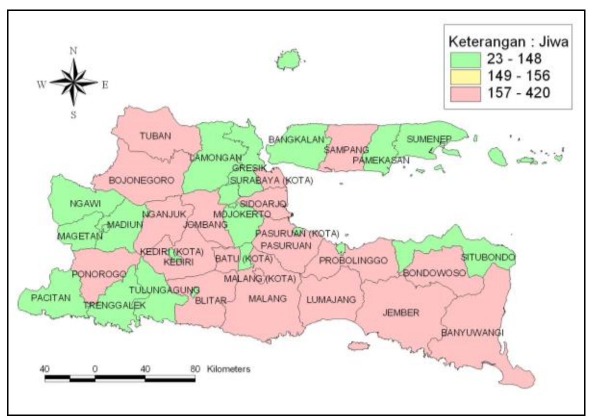
A. Deskripsi Kabupaten/Kota di Jawa Timur Berdasarkan Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Bayi

Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini adalah jumlah kematian ibu (Y_1) dan jumlah kematian bayi (Y_2). Berikut merupakan deskripsi kabupaten/kota di Jawa Timur berdasarkan variabel jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi menggunakan peta tematik. Pengelompokkan wilayah dibagi menjadi tiga kategori yaitu, wilayah yang mempunyai jumlah kasus kematian ibu dan bayi rendah berwarna hijau, untuk kategori sedang berwarna kuning dan untuk kategori tinggi berwarna merah.



Gambar 1. Persebaran Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 1 diketahui terdapat beberapa wilayah yang berwarna merah, hal ini menunjukkan bahwa wilayah-wilayah tersebut memiliki jumlah kematian ibu yang cukup tinggi berkisar antara 19-49 jiwa. Wilayah tersebut diantaranya adalah Kabupaten Bojonegoro, Nganjuk, Kediri, Gresik, Sidoarjo, Mojokerto, Pasuruan, Malang, Lumajang, Sampang, Jember, Bondowoso, Banyuwangi, Kota Surabaya dan Malang.



Gambar 2. Persebaran Jumlah Kematian Bayi di Jawa Timur

Gambar 2 menunjukkan hanya terdapat dua kategori jumlah kematian bayi, yaitu rendah dan tinggi. Berdasarkan Gambar 2 diketahui pada tahun 2013 wilayah yang mempunyai jumlah kematian bayi yang rendah, berkisar antara 23-148 adalah Kabupaten Ngawi, Madiaun, Magetan Pacitan, Trenggalek, Lamongan, Gresik, Mojokerto, Bangkalan, Pamekasan, Sumenep, Situbondo, dan Kota Kediri.

B. Pemeriksaan Korelasi dan Multikolinieritas

Kriteria yang harus dipenuhi sebelum melakukan analisis menggunakan Regresi Poisson Bivariat adalah antar variabel respon harus memiliki keterkaitan yang erat namun antar variabel prediktor tidak boleh memiliki keterkaitan yang erat. Hubungan antar variabel respon dapat dilihat melalui nilai koefisien korelasi variabel jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi. Berdasarkan hasil analisis didapatkan nilai koefisien korelasi untuk jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi sebesar 0,74, berarti terdapat hubungan yang erat antara jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di provinsi Jawa Timur tahun 2103.

Selanjutnya berdasarkan hasil analisis didapatkan nilai VIF untuk setiap variabel prediktor kurang dari 10, sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa tidak terdeteksi adanya multikolinieritas antar variabel prediktor. Karena antar variabel respon terdapat hubungan yang erat dan antar variabel prediktor tidak terdapat hubungan yang erat, maka selanjutnya dapat dilanjutkan analisis menggunakan Regresi Poisson Bivariat.

C. Pemodelan Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Bayi dengan Analisis Regresi Poisson Bivariat

Pemodelan jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di provinsi Jawa Timur dilakukan menggunakan Regresi Poisson Bivariat. Untuk estimasi parameter Regresi Poisson Bivariat diperoleh dengan menggunakan algoritma EM yang terdiri atas k-iterasi sampai didapatkan estimasi parameter yang konvergen, kemudian digunakan untuk pembentukan model Regresi Poisson Bivariat. Untuk mempermudah mendapatkan estimasi standar error pada analisis Regresi Poisson Bivariat guna pengujian signifikansi parameter, dilakukan estimasi standar error menggunakan metode bootstrap.Terdapat tiga buah model pada Regresi Poisson Bivariat yang dibedakan berdasarkan nilai kovarians jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi.

Pada model Regresi Poisson Bivariat dengan nilai kovarians jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi adalah tetap diperoleh nilai devians sebesar 2371,818 dengan tingkat signifikansi 5% didapatkan $\chi^2_{(14;0,05)}$ =23,6848. Nilai devians lebih besar dari $\chi^2_{(14;0,05)}$ yang berarti paling sedikit terdapat satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Tabel 1. Estimasi Parameter Model Regresi Poisson Bivariat dengan Kovarians adalah Tetap

Par	Jumlah Kematian Ibu			Jumlah Kematian Bayi		
	Koef	SE	Z	Koef	SE	Z
β_0	-8,642	179,870	-0,048	3,775	0,348	10,862*
β_1	-0,015	1,788	-0,008	0,002	0,005	0,482
β_2	-0,242	3,138	-0,077	-0,095	0,005	-19,957*
β_3	0,090	1,926	0,047	0,036	0,003	10,476*
β_4	-0,028	0,578	-0,048	-0,010	0,002	-6,145*
β_5	0,255	3,973	0,064	0,068	0,007	9,287*
β_6	0,025	0,781	0,032	0,006	0,001	4,218*
β_7	0,036	1,017	0,036	0,007	0,001	6,758*

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Tabel 1 menunjukkan bahwa semua variabel untuk model jumlah kematian ibu tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu karena memiliki nilai |Z| yang lebih kecil dari 1,96. Sedangkan untuk model jumlah kematian bayi hanya variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 yang memiliki nilai |Z| yang lebih kecil dari 1,96 atau tidak berpengaruh pada jumlah kematian bayi. Selanjutnya diperoleh estimasi parameter kovarians jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi pada Regresi Poisson Bivariat sebesar 2,577 dengan nilai Z sebesar 13,435. Sehingga model Regresi Poisson Bivariat dengan kovarins adalah tetap yang terbentuk sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_1^* = \exp\left(-8,642 - 0,015x_1 - 0,242x_2 + 0,090x_3 - 0,028x_4 + 0,255x_5 + 0,025x_6 + 0,036x_7\right)$$
$$\hat{\lambda}_2^* = \exp\left(3,775 + 0,002x_1 - 0,095x_2 + 0,036x_3 - 0,010x_4 + 0,068x_5 + 0,006x_6 + 0,007x_7\right)$$
$$\hat{\lambda}_0 = \exp\left(2,577\right)$$

Selanjutnya pada model Regresi Poisson Bivariat dengan nilai kovarians jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi adalah fungsi variabel bebasnya diperoleh nilai devians sebesar 2335,008 dengan tingkat signifikansi 5% didapatkan $\chi^2_{(21;0,05)}$= 32,6706. Sehingga didapatkan kesimpulan paling sedikit ada satu varibel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon.

Tabel 2. Estimasi Parameter Model Regresi Poisson Bivariat dengan Kovarians adalah Fungsi Variabel Bebasnya

Par	Jumlah Kematian Ibu			Jumlah Kematian Bayi		
	Koef	SE	Z	Koef	SE	Z
β_0	-6,048	401,298	-0,015	3,994	0,396	10,083*
β_1	-5,966	10,499	-0,568	0,001	0,005	0,218
β_2	-4,134	6,603	-0,626	-0,091	0,005	-19,187*
β_3	1,501	3,402	0,441	0,035	0,004	9,649*
β_4	-1,229	2,254	-0,545	-0,010	0,002	-5,637*
β_5	7,538	9,572	0,787	0,065	0,007	8,780*
β_6	1,188	2,592	0,458	0,006	0,002	3,526*
β_7	1,762	2,331	0,756	0,006	0,001	5,676*

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Berdasarkan Tabel 2 diketahui bahwa untuk model jumlah kematian ibu semua variabel prediktor tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Sedangkan untuk model jumlah kematian bayi hanya variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 yang tidak berpengaruh pada jumlah kematian bayi. Selanjutnya diperoleh estimasi parameter kovarians jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi pada Regresi Poisson Bivariat pada Tabel 3.

Tabel 3. Estimasi Parameter Kovarians Model Regresi Poisson Bivariat dengan Kovarians adalah Fungsi Variabel Bebasnya

Par	Koef	SE	Z
β_0	-1,160	2,035	-0,570
β_1	0,032	0,030	1,071
β_2	-0,066	0,022	-2,969*
β_3	0,046	0,015	3,144*
β_4	-0,005	0,009	-0,606
β_5	0,027	0,032	0,866
β_6	0,004	0,007	0,537
β_7	0,009	0,008	1,102

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Tabel 3 menunjukkan variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 dan persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi. Model Regresi Poisson Bivariat dengan kovarians adalah fungsi variabel bebasnya yang didapatkan adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_1^* = \exp\left(-6,048 - 5,966x_1 - 4,134x_2 + 1,501x_3 - 1,229x_4 + 7,538x_5 + 1,188x_6 + 1,786x_7\right)$$
$$\hat{\lambda}_2^* = \exp\left(3,994 + 0,001x_1 - 0,091x_2 + 0,035x_3 - 0,010x_4 + 0,065x_5 + 0,006x_6 + 0,006x_7\right)$$
$$\hat{\lambda}_0 = \exp\left(-1,160 + 0,032x_1 - 0,066x_2 + 0,046x_3 - 0,005x_4 + 0,027x_5 + 0,004x_6 + 0,009x_7\right)$$

Pada model Regresi Poisson Bivariat dengan asumsi tidak ada hubungan antara jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi diperoleh nilai devians sebesar 2488,524 dengan tingkat signifikansi 5% didapatkan $\chi^2_{(14;0,05)}$= 23,6848. Sehingga diperoleh kesimpulan paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon.

Tabel 4. Estimasi Parameter Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Tidak Ada Hubungan antara Jumlah Kematian Ibu dan Bayi

Par	Jumlah Kematian Ibu			Jumlah Kematian Bayi		
	Koef	SE	Z	Koef	SE	Z
β_0	-0,566	0,970	-0,584	3,798	0,303	12,515*
β_1	0,021	0,014	1,458	0,004	0,005	0,965
β_2	-0,066	0,013	-5,074*	-0,089	0,004	-21,704*
β_3	0,043	0,009	4,865*	0,036	0,003	11,653*
β_4	-0,004	0,004	-0,945	-0,009	0,002	-6,055*
β_5	0,033	0,021	1,586	0,060	0,007	9,264*
β_6	0,005	0,004	1,180	0,006	0,001	4,164*
β_7	0,011	0,003	3,863*	0,007	0,001	7,316*

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Tabel 4 menunjukkan untuk model jumlah kematian ibu, variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K4, persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 dan persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Sedangkan untuk model jumlah kematian bayi hanya variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 yang tidak berpengaruh pada jumlah kematian bayi. Diperoleh model Regresi Poisson Bivariat dengan asumsi tidak ada hubungan antara jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_1^* = \exp\left(-0,566 + 0,021x_1 - 0,066x_2 + 0,043x_3 - 0,004x_4 + 0,033x_5 + 0,005x_6 + 0,011x_7\right)$$

$$\hat{\lambda}_2^* = \exp\left(3,798 + 0,004x_1 - 0,089x_2 + 0,036x_3 - 0,009x_4 + 0,060x_5 + 0,006x_6 + 0,007x_7\right)$$

D. Perbandingan Model Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Bayi

Untuk mendapatkan model terbaik yang dapat diterapkan pada kasus jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di Jawa Timur dilakukan perbandingan ketiga model Regresi Poisson Bivariat menggunakan nilai AIC sebagai kriteria kebaikan model. Berdasarkan analisis didapatkan nilai AIC model Regresi Poisson Bivariat dengan kovarians adalah fungsi variabel bebasnya pada penelitian ini sebesar 2383,0087. Nilai ini lebih kecil dari pada nilai AIC dibandingkan dengan dua model lainnya. Sehingga dapat ditarik kesimpulan untuk pemodelan kasus jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di Jawa Timur lebih disarankan menggunakan model Regresi Poisson Bivariat dengan kovarians adalah fungsi variabel bebasnya.

E. Pengujian Overdispersion atau Underdispersion

Pada penelitian ini diduga terjadi kasus *overdispersion* atau *underdispersion* sehingga tingkat kesalahan yang dihasilkan model cukup besar. Untuk memastikan terjadinya kasus *overdispersion* atau *underdispersion* dilakukan pengujian dengan uji *Lagrange Multiplier*. Pada uji *Lagrange Multipier* untuk variabel respon jumlah kematian ibu dan bayi masing-masing didapatkan nilai T_{LM} sebesar 41,78 dan 1112,25. Nilai ini lebih besar dari $Z_{(0,05)}$= 1,64, sehingga dapat diketahui bahwa terjadi kasus *overdispersion* pada penelitian ini dengan variabel respon jumah kematian ibu dan jumlah kematan bayi.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

1. Masih banyak wilayah di Jawa Timur yang memiliki jumlah kematian ibu yang cukup tinggi yaitu lebih dari 18 jiwa. Selain itu masih banyak pula daerah yang memiliki jumlah kematian bayi yang tinggi lebih dari 156 jiwa. Hal ini perlu menjadi perhatian khusus bagi pemerintah.
2. Model terbaik adalah model Regresi Poisson Bivariat dengan kovarians adalah fungsi variabel bebasnya yang mempunyai nilai AIC sebesar 2383,0087. Model Regresi Poisson Bivariat dengan kovarians adalah fungsi variabel bebasnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_1^* = \exp\left(-6,048 - 5,966x_1 - 4,134x_2 + 1,501x_3 - 1,229x_4 + 7,538x_5 + 1,188x_6 + 1,786x_7\right)$$

$$\hat{\lambda}_2^* = \exp\left(3,994 + 0,001x_1 - 0,091x_2 + 0,035x_3 - 0,010x_4 + 0,065x_5 + 0,006x_6 + 0,006x_7\right)$$

$$\hat{\lambda}_0 = \exp\left(-1,160 + 0,032x_1 - 0,066x_2 + 0,046x_3 - 0,005x_4 + 0,027x_5 + 0,004x_6 + 0,009x_7\right)$$

3. Variabel prediktor yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian ibu adalah persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 dan persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3. Sedangkan variabel yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi adalah persentase kunjungan ibu hamil dengan K4, persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase komplikasi kebidanan yang ditangani, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat.

B. Saran

Saran yang dapat diberikan kepada pihak Dinas Kesehatan provinsi Jawa Timur untuk menurunkan jumlah kematian ibu dan bayi adalah tetap melanjutkan kegiatan sosialisasi mengenai kesehatan ibu hamil, keluarga berencana dan pentingnya berperilaku hidup bersih dan sehat di setiap kabupaten/ kota di Jawa Timur.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Badan Perencanaan Pembangunan Nasional. (2012). Laporan Pencapaian Tujuan Pembangunan Milenium di Indonesia 2011.

[2] Dinkes. (2014). Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2013. Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.

[3] Karlis, D. dan Ntzoufras, I. (2005). Bivariate Poisson and Diagonal Inflated Bivariate Poisson Regression Models in R. Journal of Statistical Software, 14(10), 1-36.

[4] Myers, R. H. (1990). Classical and Modern Regression with Applications. Boston: PWS-KENT.

[5] Kocherlakota, S. dan Kocherlakota, K. (1993). Bivariate Discrete Distributions. New York: Marcel Dekker.

[6] Cameron, A. Colin dan Travedi K. Pravin. (2005). Microeconometrics, Methods and Applications. New York: Cambridge University Press.

[7] Karlis, D. dan Ntzoufras, I. (2005). Bivariate Poisson Regression Models in R. Journal of Statistical Software(14(10)), 1-36.

[8] Gupta, Maya R. dan Chen, Y. (2010). Theory and Use of the EM Algorithm (Vol. 4). USA: Now (the essence of knowledge).

[9] Little, R.J.A. dan Rubin, D.B. (2002). Statistical Analysis with Missing Data (Second Edition). New York: Wiley.

[10] Bozdogan, H. (2000). Akaike's Information Criterion and Recent Developments in Information Complexity (Vol. 44). Mathematical Psychology.

[11] Cameron, A. C. dan Trivedi, P. K. (1998). Regression Analysis of Count Data. USA: Cambridge University Press.

[12] Direktorat Bina Kesehatan Ibu, Direktorat Jenderal Bina Kesehatan Masyarakat Depkes R.I. (2007). Materi Ajar Penurunan Kematian Ibu dan Bayi Baru Lahir. Jakarta: Depkes R.I.