**TUGAS AKHIR – SS141501**

# ANALISIS FAKTOR RISIKO KEMATIAN IBU DAN KEMATIAN BAYI DENGAN PENDEKATAN REGRESI POISSON BIVARIAT DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2013


INDI ARKANDI
NRP 1311 100 037

Dosen Pembimbing
Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S

Program Studi S1 Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015

FINAL PROJECT- SS141501

# ANALYSIS OF MATERNAL AND INFANT MORTALITY RISK USING BIVARIATE POISSON REGRESSION IN EAST JAVA 2013 YEARS

INDI ARKANDI
NRP 1311 100 037

Supervisor
Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S

Undergraduate Programme of Statistics
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015

**LEMBAR PENGESAHAN**

# ANALISIS FAKTOR RISIKO KEMATIAN IBU DAN KEMATIAN BAYI DENGAN PENDEKATAN REGRESI POISSON BIVARIAT DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2013

**TUGAS AKHIR**

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada
Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
**INDI ARKANDI**
NRP. 1311 100 037

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :
**Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S** ( )
**NIP. 19560424 198303 2 001**

**Mengetahui**
**Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS**

KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI, DAN PENDIDIKAN TINGGI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
JURUSAN STATISTIKA

**Dr. Muhammad Mashuri, MT**
**NIP. 19620408 198701 1 001**

**SURABAYA, JULI 2015**

# ANALISIS FAKTOR RISIKO KEMATIAN IBU DAN KEMATIAN BAYI DENGAN PENDEKATAN REGRESI POISSON BIVARIAT DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2013



| | | |
|---|---|---|
| **Nama** | **:** | **Indi Arkandi** |
| **NRP** | **:** | **1311100037** |
| **Jurusan** | **:** | **Statistika FMIPA – ITS** |
| **Dosen Pembimbing** | **:** | **Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S** |




**Abstrak**

*Angka kematian ibu dan bayi merupakan salah satu indikator yang paling menonjol untuk menilai derajat kesehatan masyarakat. Tingginya angka kematian ibu dan kematian bayi di Indonesia salah satunya berasal dari Provinsi Jawa Timur. 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 antara jumlah kematian ibu dan bayi adalah fungs variabel bebas. 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*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

**ANALYSIS OF MATERNAL AND INFANT MORTALITY RISK USING BIVARIATE POISSON REGRESSION IN EAST JAVA 2013 YEARS**


| | | |
|---|---|---|
| **Name** | **:** | **Indi Arkandi** |
| **NRP** | **:** | **1311100037** |
| **Departement** | **:** | **Statistics FMIPA – ITS** |
| **Supervisor** | **:** | **Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S** |



**Abstract**

*Maternal and infant mortality rate is one of the most prominent indicators to assess the degree of public health. East Java is one of the provinces that contribute great number of maternal and infants' mortality in Indonesia. The government needs to reduce the number of maternal and infant mortality in East Java. Maternal and infants' mortality are interrelated one another, because during gestation period, the fetus obtains the nutrition through the placenta from the mother's body, so that the condition of the mother during pregnancy will affect the fetus and the baby. Therefore, it is necessary to analyze the factors that affect both mortalities simultaneously with Bivariate Poisson Regression method, by using Expectation Maximization algorithm. There are three models with different covarance values on Bivariate Poisson Regression. Therefore, it is necessary to choose one of three models. After obtaining the best model with AIC criteria, it is known that the best model to be used is the model, which is using covariates on covariance. In the best model, variables that significantly affect the number of maternal mortality is the visit percentage of pregnant women with K4 and the percentage of pregnant women who received Fe3 tablets. While variables that signifycantly affect the number of infants' mortality is the visit percentage of pregnant women with K4, the percentage of pregnant women who receive Fe3 tablets, the percentage of obstetrical complications, the percentage of births attended by skilled health personnel, the percentage of active participation in family planning, as well as the percentage of clean and healthy behavior in household.*



***Keywords-****Bivariate Poisson Regression, East Java, EM Algorithm, Infant Mortality, Maternal Mortality*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan atas kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir. Penulis menyampaikan rasa terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Muhammad Mashuri, M.T, selaku Ketua Jurusan Statistika ITS serta dosen wali yang telah memberikan bimbingan kepada penulis mulai dari awal penulis kuliah hingga akhirnya dapat menyelesaikan Tugas Akhir.
2. Ibu Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S, selaku dosen pembimbing yang dengan sabar membimbing dari awal hingga akhir penyusunan tugas akhir ini dan selalu memberi masukan kepada penulis.
3. Bapak Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si serta Bapak Ir. Dwiatmono A.W., M.Ikom selaku dosen penguji yang telah memberi saran sehingga menjadikan Tugas Akhir ini lebih baik.
4. Pihak Dinas Kesehatan Jawa Timur yang telah mempublikasikan Data Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2013, sehingga penulis dapat memanfaatkan guna penelitian Tugas Akhir.
5. Ibu Dra. Lucia Aridinanti, M.T, selaku Kaprodi S1 Jurusan Statistika ITS yang juga telah memberikan fasilitas untuk kelancaran penyelesaian Tugas Akhir ini.
6. Ibu, Ayah atas segala do'a, pengorbanan, motivasi, dan kepercayaan yang telah diberikan.
7. Sahabat serta teman seperjuangan Tugas Akhir "LuphLuph: Ippi, Gam, Dewi, Uzeh dan Aloysius, sudah selalu kompak dan mendengarkan keluh kesah selama masa perkuliahan di Jurusan Statistika ITS serta menyempatkan dan meluangkan waktu untuk selalu membantu dan memberikan motivasi agar segera menyelesaikan Tugas Akhir ini.
8. Ummu Habibah N.A yang telah membantu membuatkan peta tematik guna deskripsi kabupaten/kota di Jawa Timur dan Aprilia Tri W.U yang telah membantu membuat *trial* dan *error* .

9. Keluarga besar KSR PMI ITS yang telah memberikan pengalaman berharga selama empat tahun kepada penulis.
10. Teman seperjuangan Lucy dan Friska yang tak kenal lelah berbagi ilmu "Poisson Bivariat" serta saling koreksi satu sama lain.
11. Teman sepembimbingan Naning, Suwarno dan Joshua yang selalu memberikan informasi dan saling memberikan semangat satu sama lain.
12. Seluruh keluarga besar Jurusan Statistika FMIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, khususnya angkatan 2011 atas kebersamaannya.
13. Serta pihak-pihak lain yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis mengharapkan Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi para pembaca. Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu penulis menerima apabila ada saran dan kritik yang sifatnya membangun guna perbaikan untuk penelitian-penelitian selanjutnya.

Surabaya, Juli 2015

Penulis

## DAFTAR ISI

halaman

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# DAFTAR TABEL

halaman

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# DAFTAR GAMBAR

halaman

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# BIODATA PENULIS

Indi Arkandi lahir di Surabaya tanggal 18 Januari 1993. Penulis adalah anak bungsu dari pasangan Bapak Wakid dan Ibu Endang Retnowati. Pendidikan formal yang pernah ditempuh antara lain SDN Rungkut Menanggal II /583, SMPN 35 Surabaya dan SMAN 16 Surabaya. Setelah lulus kemudian di tahun 2011 penulis mengikuti seleksi penerimaan Mahasiswa Baru di ITS yang selanjutnya diterima di program Sarjana Statistika FMIPA ITS melalui jalur masuk SNMPTN Undangan. Selama masa kuliah penulis aktif dalam kegiatan organisasi dan pelatihan. Organisasi yang diikuti penulis pada tahun kedua adalah HIMASTA-ITS, KSR PMI ITS serta Badan Narkotika Nasional Provinsi Jawa Timur sebagai kader anti narkoba. Selain itu penulis aktif dalam berbagai kegiatan kepanitian seperti Diklatsar KSR PMI ITS, PACT, Dies Natalies KSR PMI ITS dan lain-lain. Sedangkan pelatihan yang diikuti antara lain Diklatsar KSR PMI ITS, Pelatihan Kader Anti Narkoba BNN Provinsi Jawa Timur, *Training of Facilitator* PMI Kota Surabaya, Pelatihan Tanggap Darurat Bencana SATGANA PMI Kota Surabaya dan lain-lain. Selain itu penulis juga merupakan asisten dosen untuk mata kuliah Analisis Multivariat dan Pengendalian Kualitas Statistik. Segala kritik dan saran yang membangun dapat dikirim melalui email berikut :
arkandiindi@gmail.com

# BAB I
# PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Angka kematian ibu dan bayi merupakan salah satu indikator yang paling menonjol untuk menilai derajat kesehatan masyarakat serta menjadi tolak ukur kesejahteraan suatu bangsa. 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. Pada tahun 2006, angka kematian ibu (AKI) di Indonesia menduduki urutan tertinggi di ASEAN yaitu mencapai 307 per 100.000 kelahiran hidup, sedangkan angka kematian bayi (AKB) sebesar 35 per 1.000 kelahiran hidup (Depkes R.I, 2006). Kejadian kematian ibu dan bayi di Indonesia banyak terjadi pada saat persalinan, pasca persalinan, dan hari-hari pertama kehidupan bayi.

Kematian ibu menurut *International Statistical Classification of Disease, Injuries, and Causes of Death, Edition X (ICD-X)* dalam Depkes (2007) 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. Sedangkan kematian bayi adalah kematian yang terjadi saat setelah bayi lahir sampai bayi belum berusia tepat satu tahun. Penyebab langsung kematian ibu adalah terjadinya komplikasi pada masa hamil, bersalin dan nifas. Sementara itu, risiko kematian ibu semakin tinggi akibat adanya faktor keterlambatan, yang menjadi penyebab tidak langsung kematian ibu. Ada tiga risiko keterlambatan, yaitu terlambat mengambil keputusan untuk dirujuk, terlambat sampai di fasilitas kesehatan pada saat keadaan darurat dan terlambat memperoleh pelayanan yang memadai oleh tenaga kesehatan. Sedangkan pada bayi, dua pertiga kematian terjadi pada masa neonatal atau pada 28 hari pertama kehidupan. Penyebab terbanyak dari kematian bayi adalah bayi dengan berat lahir rendah dan prematuritas, asfiksia atau kegagalan bernapas spontan dan infeksi (Armagustini, 2010).

Angka kematian ibu dan bayi merupakan 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 (Badan Perencanaan Pembangunan Nasional, 2012). Pada tahun 2012 berdasarkan Survey Demografi Kesehatan Indonesia angka kematian ibu mencapai 359 per 100.000 kelahiran hidup sedangkan angka kematian bayi mencapai 34 per 1.000 kelahiran hidup. Angka ini dikatakan masih cukup jauh dari target MDGs sehingga Kementerian Kesehatan meluncurkan program *Expanding Maternal and Neonatal Survival* (EMAS) dalam rangka menurunkan angka kematian ibu dan neonatal sebesar 25%. Upaya penurunan angka kematian ibu dan angka kematian neonatal melalui program EMAS dilakukan dengan cara meningkatkan kualitas pelayanan emergensi obstetri dan bayi baru lahir minimal di 150 rumah sakit (PONEK) dan 300 Puskesmas atau Balkesmas (PONED) selain itu memperkuat sistem rujukan yang efisien dan efektif antar Puskesmas dan Rumah Sakit. Program EMAS dilaksanakan di beberapa provinsi dengan jumlah kematian ibu dan neonatal yang besar, yaitu Sumatera Utara, Banten, Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, dan Sulawesi Selatan. Dasar pemilihan provinsi-provinsi tersebut dikarenakan 52,6% dari jumlah total kejadian kematian ibu di Indonesia berasal dari enam provinsi tersebut. Sehingga dengan menurunkan angka kematian ibu dan neonatal pada enam provinsi tersebut diharapkan dapat menurunkan angka kematian ibu dan neonatal di Indonesia secara signifikan (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2014).

Tingginya angka kematian ibu dan kematian bayi di Indonesia salah satunya berasal dari Provinsi Jawa Timur. Berdasarkan Laporan Kematian Ibu (LKI) kabupaten/kota di Jawa Timur, pada tahun 2008 angka kematian ibu mencapai 83 per 100.000 kelahiran hidup kemudian pada tahun 2009 meningkat menjadi 90,7 per 100.000 kelahiran hidup. Pada tahun 2010 AKI meningkat mencapai 101,4 per 100.000 kelahiran hidup hingga pada tahun 2011 AKI mencapai 104,3 per 100.000 kelahiran hidup. Angka kematian ibu pada tahun 2012 di Jawa Timur mengalami penurunan menjadi 97,43 per 100.000 kelahiran hidup (Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, 2013). Pada tahun 2013 angka kematian ibu di Jawa Timur sebesar 97,39 per 100.000 kelahiran hidup. Meskipun terjadi penurunan angka kematian ibu dan telah berada dibawah target MDG's, namun provinsi Jawa Timur masih memiliki angka kematian ibu yang cukup besar untuk Indonesia.

Menurut data BPS provinsi Jawa Timur,angka kematian bayi pada tahun 2009 sebesar 31,41 per 1.000 kelahiran hidup kemudian pada tahun 2010 angka kematian bayi turun menjadi 29,99 per 1.000 kelahiran hidup. Angka kematian bayi di Jawa Timur terus menurun pada tahun 2011 sebesar 29,24 per 1.000 kelahiran hidup hingga pada tahun 2012 AKB telah mencapai 28,31 per 1.000 kelahiran hidup. Pada tahun 2013 angka kematian bayi di Jawa Timur sebesar 27,23 per 1.000 kelahiran hidup. Angka tersebut menunjukkan bahwa sampai tahun 2013 Jawa Timur belum mampu mencapai target angka kematian bayi yang telah ditentukan oleh MDG's.

Berdasarkan data yang telah dijelaskan, menunjukkan bahwa untuk angka kematian bayi, provinsi Jawa Timur belum mampu mencapai target MDG's. Sedangkan untuk angka kematian ibu meskipun sudah dibawah dari target MDG's namun angka kematian ibu di provinsi Jawa Timur masih cukup tinggi dibandingkan dengan provinsi yang lain. Sehingga tingginya angka kematian ibu di Jawa Timur dikhawatirkan dapat meningkat melewati target yang ditentukan MDG's. Sehingga perlu adanya tindakan dari pemerintah untuk menekan angka kematian ibu dan angka kematian bayi di Jawa Timur. Tindakan yang dilakukan oleh pemerintah diharapkan yang sesuai dengan keadaan di Jawa Timur, sehingga perlu dilakukan suatu penelitian mengenai faktor-faktor yang berkaitan dengan angka kematian ibu dan angka kematian bayi.

Penelitian mengenai kematian ibu sebelumnya pernah dilakukan oleh Novita (2012) dengan memodelkan jumlah kematian ibu di Jawa Timur tahun 2010 menggunakan metode *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). Berdasarkan hasil penelitian didapatkan faktor yang berpengaruh signifikan adalah persentase ibu hamil yang menggunakan akses pelayanan kesehatan ibu hamil (K1), persentase persalinan dibantu oleh tenaga non medis, persentase ibu hamil mendapatkan tablet penambah zat besi (Fe1) dan persentase sarana kesehatan. Selanjutnya penelitian mengenai kematian ibu juga dilakukan oleh Qomariyah tahun 2013 dengan memodelkan jumlah kematian ibu di Jawa Timur tahun 2011 berdasarkan variabel-variabel prediktor yang diduga berpengaruh menggunakan pendekatan GWPR. Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk mengetahui faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu di Jawa Timur. Selanjutnya hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa faktor yang berpengaruh secara signifikan di seluruh wilayah Jawa Timur adalah persentase kunjungan ibu hamil K1, persentase ibu nifas yang mendapat pelayanan kesehatan, persentase Puskesmas yang melakukan kegiatan pelayanan antenatal terintegrasi serta persentase Puskesmas memiliki pedoman pencegahan dan penanganan malaria pada ibu hamil.

Penelitian mengenai kematian bayi dilakukan Listiani (2010) dengan memodelkan jumlah kematian bayi di Jawa Timur pada tahun 2007 dengan metode *Generalized Poisson*. Berdasarkan hasil penelitian didapatkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian bayi secara signifikan adalah jumlah sarana kesehatan, persentasi persalinan yang dilakukan dengan bantuan tenaga non medis, rata-rata usia perkawinan pertama, dan rata-rata pengeluaran rumah tangga perbulan. Selanjutnya penelitian mengenai kematian bayi dilakukan oleh Sary (2013) dengan memodelkan jumlah kematian bayi di Jawa Timur untuk mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan dengan menggunakan regresi Poisson. Hasil penelitian yang dilakukan oleh Sary menunjukkan bahwa faktor yang mempengaruhi jumlah kematian bayi di provinsi Jawa Timur pada tahun 2011 adalah persentase bayi yang diberi ASI eksklusif dan persentase ibu bersalin yang ditolong oleh tenaga kesehatan.

Pada suatu penelitian apabila variabel respon kejadian yang diambil merupakan variabel diskrit yang berdistribusi poisson maka hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor dapat diketahui melalui model regresi poisson. Analisis regresi poisson dibagi menjadi 3 yaitu regresi poisson univariat, bivariat, dan multivariat. Dalam penelitian ini metode analisis yang digunakan adalah *Bivariate Poisson Regression* (BPR) karena variabel respon yang digunakan adalah jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi dan merupakan peristiwa yang mengikuti distribusi poisson karena jarang terjadi. Regresi poisson bivariat adalah metode yang sering digunakan untuk memodelkan sepasang *count data* yang memiliki korelasi (Karlis, D. dan Ntzoufras, I., 2005). 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. Oleh karena itu dilakukan penelitian untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi kedua angka kematian tersebut secara bersamaan. Penelitian ini akan membahas analisis dengan variabel respon jumlah kematian ibu dan kematian bayi di Jawa Timur tahun 2013 dengan pendekatan regresi poisson bivariat. Peneliti tertarik untuk melakukan penelitian mengenai kematian ibu dan bayi di provinsi Jawa Timur agar dapat mengurangi jumlah kematian ibu dan bayi di provinsi Jawa Timur dengan mengetahui faktor-faktor penyebab kematian ibu dan bayi di provinsi Jawa Timur. 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.

## 1.2 Rumusan Masalah

Angka kematian ibu dan bayi merupakan salah satu indikator yang paling menonjol untuk menilai derajat kesehatan masyarakat serta menjadi tolak ukur kesejahteraan suatu bangsa. Namun sampai saat ini angka kematian ibu dan angka kematian bayi yang ada di Indonesia masih cukup tinggi. Tingginya angka kematian ibu dan kematian bayi di Indonesia salah satunya berasal dari Provinsi Jawa Timur. Kematian ibu dan kematian bayi adalah respon bivariat yang kejadiannya relatif kecil. Diduga ada beberapa faktor yang mempengaruhi kematian ibu dan kematian bayi. Metode yang dapat digunakan untuk mendeteksi faktor-faktor yang berpengaruh adalah Regresi Poisson Bivariat.

## 1.3 Batasan Masalah

Pada penelitian ini, masalah hanya dibatasi pada kasus jumlah kematian ibu dan kematian bayi di provinsi Jawa Timur Tahun 2013 yang merupakan Data Profil Kesehatan provinsi Jawa Timur tahun 2013 dengan model regresi poisson bivariat. Selanjutnya untuk penaksiran parameter regresi poisson bivariat menggunakan metode MLE yang dimaksimumkan menggunakan algoritma *Expectation-Maximization*.

## 1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini, sebagai berikut.

1. Mengetahui deskripsi dari jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi serta faktor-faktor yang mempengaruhi di setiap kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur tahun 2013.
2. Memodelkan jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di provinsi Jawa Timur tahun 2013.
3. Mengetahui faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di provinsi Jawa Timur tahun 2013.

## 1.5 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat untuk pengembangan metode Regresi Poisson Bivariat serta implementasi dalam bidang kesehatan. Selain itu hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi kepada Pemerintah mengenai kematian ibu dan bayi untuk mempermudah melakukan perencanaan program preventif di wilayah Jawa Timur sebagai upaya penurunan jumlah kematian ibu dan bayi di provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor-faktor yang berpengaruh di provinsi Jawa Timur.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

# BAB II
# TINJAUAN PUSTAKA

## 2.1 Korelasi

Koefisien korelasi merupakan suatu indikator untuk mendeteksi hubungan linier antara 2 variabel (Draper, N. dan Smith, H., 1992). Sedangkan koefisien korelasi untuk $Y_1$ dan $Y_2$ didefinisikan seperti pada persamaan berikut.

$$r_{y_1 y_2} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{1i}-\bar{y}_1)(y_{2i}-\bar{y}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_{1i}-\bar{y}_1)^2 \sum_{i=1}^{n}(y_{2i}-\bar{y}_2)^2}} \tag{2.1}$$

Pada koefisien korelasi terdapat dua hubungan, yaitu positif dan negatif. Nilai positif dan negatif ini disebabkan nilai korelasi berkisar antara -1 hingga 1. Apabila nilai korelasi mendekati 1 baik itu positif maupun negatif hal tersebut berarti kedua variabel memiliki hubungan yang erat. Nilai korelasi 0 menunjukkan bahwa kedua variabel tidak memiliki hubungan erat. Kemudian nilai korelasi yang positif menunjukkan adanya hubungan berbanding lurus pada dua variabel tersebut, sedangkan nilai korelasi yang negatif menunjukkan hubungan yang berbanding terbalik.

## 2.2 Multikolinieritas

Adanya korelasi yang tinggi antara variabel predikor dalam model regresi linear atau yang biasa disebut dengan multikolinieritas, akan menyebabkan error yang besar pada pendugaan parameter regresi. Untuk itu perlu dilakukan uji multikolinieritas yang menurut Hocking (1996) dapat diketahui melalui nilai koefisien korelasi Pearson ($r_{il}$) antar variabel prediktor yang lebih besar dari 0,95. Selain itu adanya kasus multikolinieritas dapat juga diketahui melalui *Variance Inflation Factors* (VIF) yang bernilai lebih besar dari 10, dengan nilai VIF yang dinyatakan sebagai berikut.

$$\text{VIF}_i = \frac{1}{1-R_i^2} \tag{2.2}$$

dimana $R_i^2$ adalah koefisien determinasi antara $x_i$ dengan variabel prediktor lainnya. Nilai $R_i^2$ akan sama dengan nol dan VIF akan bernilai satu apabila variabel prediktor tidak saling linier pada model regresi. Nilai VIF lebih lebih dari 10 mengindikasikan adanya multikolinieritas diantara variabel-variabel prediktor (Hines, W. dan Montgomery, D., 1990).

## 2.3 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 (Myers R. H., 1990).

$$f_Y(y,\lambda) = \begin{cases} e^{-\lambda}\dfrac{\lambda^y}{y!} & , \ y = 0,1,2,... \\ 0 & , \text{y yang lain} \end{cases} \tag{2.3}$$

dimana λ adalah rata-rata variabel respon *Y* yang berdistribusi poisson dan nilai rata-rata dan varians dari *Y* mempunyai nilai lebih dari nol. Distribusi poisson memiliki asumsi bahwa nilai rata-rata dan varians adalah sama.

## 2.4 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. Regresi poisson digunakan untuk menganalisis variabel respon bertipe diskrit dan integer tidak negatif yang biasanya diterapkan pada penelitian dengan kasus yang kejadiannya jarang terjadi dalam ruang sampel yang besar.

Pada saat pengambilan data dilakukan, banyaknya peristiwa yang terjadi sering bergantung pada variabel-variabel prediktor, $x_1, x_2, \dots, x_k$. Bentuk matriks dari variabel respon, variabel prediktor serta parameter regresi poisson dituliskan sebagai berikut.

$$\mathbf{Y}=\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad \mathbf{X}=\begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix} \quad \text{dan} \quad \boldsymbol{\beta}=\begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

Model regresi poisson dengan sampel acak $Y_i \sim Poisson\ (\lambda_i)$, $i$=1,2,...,n dan rata-rata $\lambda_i$ bergantung pada variabel prediktor (**X**) dan vektor koefisien regresi **β**. (Myers M. V., 1990), (Greene, 2003), dan (Cameron, A. Colin dan Travedi K. Pravin, 2005) menuliskan model regresi poisson sebagai berikut.

$$\lambda_i = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) \tag{2.4}$$

dimana

$\lambda_i$ : rata-rata jumlah peristiwa yang terjadi pada periode waktu tertentu

$\mathbf{x}_i$ : variabel prediktor

$\boldsymbol{\beta}$ : parameter regresi poisson

### 2.4.1 Estimasi Parameter Model Regresi Poisson Univariat

Penaksiran parameter regresi poisson dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan taksiran maksimum *likelihood* dari model regresi poisson (Myers R. H., 1990). Diperoleh fungsi *likelihood* dari model regresi poisson sebagai berikut.

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^{n} \lambda_i^{y_i} \frac{e^{-\lambda_i}}{y_i!}$$

$$= \prod_{i=1}^{n} \left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}\right)^{y_i} \frac{e^{-\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}\right)}}{y_i!} \tag{2.5}$$

Selanjutnya didapatkan fungsi ln *likelihood* dari persamaan (2.5) adalah sebagai berikut.

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \ln\left(\prod_{i=1}^{n}\left(e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\right)^{y_i}\frac{e^{-\left(e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\right)}}{y_i!}\right)$$

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

$$= \sum_{i=1}^{n} y_i \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta} - \sum_{i=1}^{n} e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}} - \sum_{i=1}^{n}\ln(y_i!) \tag{2.6}$$

Persamaan (2.6) kemudian diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}$ yang disamakan dengan nol selanjutnya dapat diselesaikan dengan metode iterasi numerik yaitu Newton-Raphson. Tujuan dari metode iterasi numerik tersebut adalah untuk memaksimumkan fungsi ln *likelihood* (Myers R. H., 1990). Algoritmanya dapat dituliskan sebagai berikut.

1. Menentukan nilai taksiran awal parameter $\hat{\beta}_{(0)}$. Penentuan nilai awal ini biasanya diperoleh dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS), yaitu sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)} = \left(\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{X}\right)^{-\mathbf{1}}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{Y} \tag{2.7}$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix} \text{dan } \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_n \end{bmatrix}^T$$

2. Membentuk vektor gradien $\boldsymbol{g}$,

$$\mathbf{g}^T\left(\boldsymbol{\beta}_{(m)}\right)_{(k+1)1} = \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{\mathbf{0}}}, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{\mathbf{1}}}, \dots, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k}\right)_{\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{\beta}_{(m)}} \tag{2.8}$$

   dengan $k$ adalah banyaknya parameter yang ditaksir.

3. Membentuk matriks Hessian $\mathbf{H}$:

$$\mathbf{H}\left(\boldsymbol{\beta}_{(m)}\right)_{(k+1)(k+1)}=\begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0{}^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \cdots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} \\ & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1{}^2} & \cdots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_k} \\ & & \ddots & \vdots \\ \textit{simetris} & & & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k{}^2} \end{bmatrix}_{\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{\beta}(m)} \tag{2.9}$$

4. Memasukkan nilai $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$ ke dalam elemen-elemen vektor **g** dan matriks **H** sehingga diperoleh vektor $\mathbf{g}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$ dan matriks $\mathbf{H}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$.
5. Mulai dari $m$ = 0 dilakukan iterasi pada persamaan :

$$\boldsymbol{\beta}_{(m+1)}=\boldsymbol{\beta}_{(m)}-\mathbf{H}^{-1}\left(\boldsymbol{\beta}_{(m)}\right)\mathbf{g}\left(\boldsymbol{\beta}_{(m)}\right) \tag{2.10}$$

   dimana nilai $\boldsymbol{\beta}_{(m)}$ merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke-$m$.
6. Penaksir parameter konvergen diperoleh jika nilai $\left\|\boldsymbol{\beta}_{(m+1)}-\boldsymbol{\beta}_{(m)}\right\| \leq \varepsilon$, jika belum diperoleh penaksir konvergen, maka dilanjutkan kembali langkah 5 hingga iterasi ke $m = m + 1$.

### 2.4.2 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson Univariat

Untuk mengetahui kesesuaian model yang terbentuk setelah diperoleh penaksir parameter pada model regresi poisson dapat dilakukan pengujian. Pengujian parameter yang dilakukan pada model regresi poisson dilakukan secara serentak maupun parsial.

a. Pengujian Serentak

   Hipotesis pengujian parameter serentak regresi poisson adalah sebagai berikut:

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

   $H_1$: paling sedikit ada satu $\beta_j \neq 0, j = 1,2,\cdots,\mathrm{k}$

   statistik uji yang digunakan dalam pengujian ini diperoleh dari metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). *Likelihood ratio* dibentuk dari pembagian antara dua fungsi *likelihood* yaitu $L(\widehat{\omega})$dan $L(\widehat{\Omega})$, yang berkaitan dengan model regresi yang diperoleh, dimana ω adalah himpunan parameter dibawah hipotesis nol, sedangkan Ω adalah himpunan parameter dibawah populasi. Maka $L(\widehat{\omega})$ adalah fungsi *likelihood* dari model regresi yang sedang dianalisis, sedangkan $L(\widehat{\Omega})$ adalah fungsi *likelihood* dari model regresi penuh (*saturated model*). Berikut merupakan fungsi *likelihood* untuk himpunan parameter di bawah $H_0$ benar ($\omega = \{\beta_0\}$).

$$L(\omega) = \prod_{i=1}^{n} f(y_i; \beta_0)$$

$$L(\omega) = \prod_{i=1}^{n} \left(e^{\beta_0}\right)^{y_i} \frac{e^{-\left(e^{\beta_0}\right)}}{y_i!}$$

$$L(\omega) = \frac{e^{-\left(e^{\beta_0}\right)} \prod_{i=1}^{n} \left(e^{\beta_0}\right)^{y_i}}{\prod_{i=1}^{n} y_i!}$$

$$L(\omega) = \max_{\omega} L(\omega)$$

$$L(\omega) = \frac{\exp\left(-\sum_{i=1}^{n} \exp(\beta_0)\right) \prod_{i=1}^{n} \left(e^{\beta_0}\right)^{y_i}}{\prod_{i=1}^{n} y_i!}$$

$$L(\hat{\omega}) = \frac{\exp\left((-n)\exp(\beta_0)\right) \prod_{i=1}^{n} \left(e^{\beta_0}\right)^{y_i}}{\prod_{i=1}^{n} y_i!} \tag{2.11}$$

sedangkan fungsi *likelihood* untuk himpunan parameter di bawah populasi, $\mathbf{\Omega} = \{\beta_0, \beta_1, \beta_2, ..., \beta_k\}$, adalah sebagai berikut:

$$L(\Omega) = \prod_{i=1}^{n} f(y_i; \boldsymbol{\beta})$$

$$L(\Omega)=\prod_{i=1}^{n}\left(e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\right)^{y_i}\frac{e^{-\left(\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)}}{y_i!}$$

$$L(\Omega)=\frac{e^{-\left(\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)}\prod_{i=1}^{n}\left(e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\right)^{y_i}}{\prod_{i=1}^{n}y_i!}$$

$$L\left(\Omega\right)=\max_{\Omega}L(\Omega)$$

$$L\left(\hat{\Omega}\right)=\frac{\exp\left(-\sum_{i=1}^{n}\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)\prod_{i=1}^{n}\left(e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\right)^{y_i}}{\prod_{i=1}^{n}y_i!} \tag{2.12}$$

dimana $\widehat{\boldsymbol{\beta}}$ adalah hasil estimasi parameter yang diperoleh pada subbab 2.5.1 dan $\widehat{\beta}_0$ adalah elemen dari $\widehat{\boldsymbol{\beta}}$.
Devians untuk model regresi poisson dapat dituliskan oleh (Myers R. H., 1990) sebagai berikut.

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

$$D\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}\right)=2\begin{bmatrix}\left(-\sum_{i=1}^{n}e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}+\sum_{i=1}^{n}y_i\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}-\sum_{i=1}^{n}\ln(y_i!)\right)-\\\left(-ne^{\hat{\beta}_0}+\hat{\beta}_0\sum_{i=1}^{n}y_i-\sum_{i=1}^{n}\ln(y_i!)\right)\end{bmatrix}$$

$$D\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}\right)=2\left[-\sum_{i=1}^{n}e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}+\sum_{i=1}^{n}y_i\mathbf{x}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}+ne^{\hat{\beta}_0}-\hat{\beta}_0\sum_{i=1}^{n}y_i\right] \tag{2.13}$$

Devians merupakan pendekatan dari distribusi $\chi^2$ dengan ukuran sampel besar dan memiliki derajat bebas (n-p), dimana n adalah jumlah parameter di bawah populasi dan p adalah jumlah parameter di bawah $H_0$ benar. Untuk kriteria pengujian, tolak $H_0$ benar pada tingkat signifikansi α jika $D\left(\widehat{\boldsymbol{\beta}}\right)>\chi^2{}_{(n-p,\alpha)}$.
Nilai devians akan semakin kecil jika parameter di dalam model semakin bertambah (McCullagh, P. dan Nelder, J. A.,

1989). Semakin kecil devians menyebabkan semakin kecil tingkat kesalahan yang dihasilkan, sehingga model menjadi semakin tepat.

b. Pengujian Parsial

Hipotesis pada pengujian parsial parameter regresi poisson adalah sebagai berikut.

$H_0$: $\beta_j = 0$

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

Statistik uji yang digunakan pada pengujian parsial ini yaitu.

$$Z_j = \frac{\hat{\beta}_j}{se\left(\hat{\beta}_j\right)} \tag{2.14}$$

Besarnya standar eror adalah $se(\hat{\beta}_j) = (var(\hat{\beta}_j))^{1/2}$, dimana $var(\hat{\beta}_j)$ merupakan ekspektasi diagonal ke ($j$+1) pada matriks varians kovarians dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ yaitu $\hat{\mathbf{V}}(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ yang merupakan negatif dari invers matriks Hessian $\left[\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}})\right]^{-1}$. Kriteria penolakan $H_0$ dalam pengujian ini yaitu tolak $H_0$ jika nilai $|Z| > Z_{\alpha/2}$.

## 2.5 Algoritma EM

Algoritma adalah urutan langkah-langah logis pengambilan keputusan untuk memecahkan masalah. Algoritma EM merupakan sebuah metode optimisasi iteratif untuk menemukan nilai estimasi *Maximum Likelihood* (ML) dari *loglikelihood* data lengkap (Little, R.J.A. dan Rubin, D.B., 2002). Algoritma ini pertama kali diperkenalkan oleh Dempster, Laird dan Rubin (1977). Gagasan utama dari algoritma EM adalah memak-simalkan fungsi pengganti dari *loglikelihood* dalam sebuah prosedur berulang, dimana hal ini juga terjadi pada beberapa prosedur optimasi yang lain (McLachlan, Geoffrey J. dan Khrisnan, Thriyambakam, 2008). Algoritma EM digunakan untuk menaksir parameter suatu model ketika memiliki beberapa data pengamatan untuk variabel respon, diketahui fungsi densitasnya dan memiliki data lengkap untuk beberapa variabel prediktor (Gupta, Maya R. dan Chen, Y., 2010).

Algoritma EM dapat diterapkan pada data yang tidak lengkap karena ada data yang hilang, distribusi terpotong, pengamatan disensor dan berbagai situasi yang menyebabkan data tidak lengkap. Kendala ini diatasi dengan tahap pendugaan, dimana pada tahap ini data yang tidak teramati diisi dengan rata-rata data lengkap *loglikelihood* dengan distribusi bersyarat yang diberikan oleh observasi data y. Ide utama dari EM mengisi nilai-nilai yang hilang dan melakukan iterasi. Data yang hilang bukanlah $Y_{miss}$, tetapi fungsi muncul pada data lengkap *loglikelihood* $\ell(\theta|Y)$. Tahapan dari algoritma EM dimulai setelah mendapatkan data lengkap *loglikelihood* kemudian berakhir sampai diperoleh penaksir parameter yang konvergen yaitu pada iterasi ke-*t*. Setiap iterasi dari algoritma EM terdiri dari dua proses yaitu tahap-E dan tahap-M. Tahap pendugaan atau tahap-E menghitung nilai ekspektasi bersyarat dari data pengamatan dan estimasi parameter (Little, R.J.A. dan Rubin, D.B., 2002). Misalkan $\theta^{(t)}$ merupakan estimasi parameter θ. Tahap-E menghitung nilai ekspektasi *loglikelihood* dari data lengkap jika parameter θ pada t iterasi adalah $\theta^{(t)}$:

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

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

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

Algoritma EM lebih stabil secara numerik, selain itu berstandarkan pada perhitungan data lengkap. Sehingga algoritma EM cenderung mudah diterapkan dibandingkan dengan metode lain. Sampai saat ini prosedur estimasi ML yang rumit telah disederhanakan dengan menggunakan algoritma EM. Algoritma EM telah diaplikasikan hampir pada semua konteks statistik dan semua bidang, dimana teknik statistik telah diterapkan pada dunia medis, pengetahuan perusahaan susu, mengkoreksi pengurangan hitungan sensus serta epidemiologi AIDS. (McLachlan, Geoffrey J. dan Khrisnan, Thriyambakam, 2008).

## 2.6 Distribusi Poisson Bivariat

Model poisson bivariat dihasilkan dari penjumlahan variabel acak yang independen berupa *count* dengan komponen umum, biasa disebut dengan teknik pengurangan trivariat (Kocherlakota, S. dan Kocherlakota, K., 1993). Misalkan $X_0$, $X_1$, $X_2$ merupakan variabel random yang masing-masing berdistribusi poisson dengan parameter $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$. Kemudian diberikan variabel random $Y_1$ dan $Y_2$ sebagai berikut.

$$Y_1 = X_1 + X_0$$

$$Y_2 = X_2 + X_0$$

Menurut (Kawamura, 1973) nilai ekspektasi dan varians dari variabel random $Y_1$ dan $Y_2$ sebagai berikut.

$$E(Y_1) = E(X_1 + X_0) = E(X_1) + E(X_0) = \lambda_1 + \lambda_0$$

$$E(Y_2) = E(X_2 + X_0) = E(X_2) + E(X_0) = \lambda_2 + \lambda_0$$

dimana

$$Var(Y_1) = E(Y_1)$$

$$Var(Y_2) = E(Y_2)$$

Sehingga varians dari variabel random $Y_1$ dan $Y_2$ adalah sebagai berikut.

$$Var(Y_1) = Var(X_1) + Var(X_0) = \lambda_1 + \lambda_0$$

$$Var(Y_2) = Var(X_2) + Var(X_0) = \lambda_2 + \lambda_0$$

Setelah diketahui nilai ekspektasi dari masing-masing variabel random $Y_1$ dan $Y_2$ maka dapat diketahui pula $E(Y_1Y_2)$ adalah sebagai berikut.

$$E(Y_1Y_2) = E\left[(X_1 + X_0)(X_2 + X_0)\right]$$

$$E(Y_1Y_2) = E(X_1X_0) + E(X_1X_2) + E(X_0X_2) + E\left(X_0^2\right)$$

$$E\left(Y_1Y_2\right)=(\lambda_1+\lambda_0)(\lambda_2+\lambda_0)+\lambda_0 \qquad (2.15)$$

Selanjutnya diperoleh $Cov(Y_1,Y_2)$ sebagai berikut.

$$Cov\left(Y_1,Y_2\right)=E\left(Y_1Y_2\right)-E\left(Y_1\right)E\left(Y_2\right)$$

$$Cov\left(Y_1,Y_2\right)=\left(\left(\lambda_1+\lambda_0\right)\left(\lambda_2+\lambda_0\right)+\lambda_0\right)-\left(\left(\lambda_1+\lambda_0\right)\left(\lambda_2+\lambda_0\right)\right)=\lambda_0 \qquad (2.16)$$

Sedangkan koefisien korelasi untuk $Y_1$ dan $Y_2$ menurut Kawamura (1973) seperti pada persamaan (2.17) berikut.

$$\rho_{Y_1Y_2}=\frac{Cov\left(Y_1,Y_2\right)}{\sqrt{\operatorname{var}\left(Y_1\right)\operatorname{var}\left(Y_2\right)}}$$

$$\rho_{Y_1Y_2}=\frac{\lambda_0}{\sqrt{\left(\lambda_1+\lambda_0\right)\left(\lambda_2+\lambda_0\right)}} \qquad (2.17)$$

Selanjutnya *probability generating function* dari poisson bivariat adalah sebagai berikut.

$$G\left(t_1,t_2\right)=E\left(t_1^{Y_1}t_2^{Y_2}\right)$$

$$G\left(t_1,t_2\right)=E\left(t_1^{X_1+X_0}t_2^{X_2+X_0}\right)$$

$$G\left(t_1,t_2\right)=E\left(t_1^{X_1}t_2^{X_2}\left(t_1t_2\right)^{X_0}\right)$$

$$G\left(t_1,t_2\right)=E\left(t_1^{X_1}\right)E\left(t_2^{X_2}\right)E\left(\left(t_1t_2\right)^{X_0}\right)$$

$$G\left(t_1,t_2\right)=\sum_{X_1=0}^{\infty}t_1^{X_1}\frac{e^{-\lambda_1}\lambda_1^{X_1}}{X_1!}\sum_{X_2=0}^{\infty}t_2^{X_2}\frac{e^{-\lambda_2}\lambda_2^{X_2}}{X_2!}\sum_{X_0=0}^{\infty}\left(t_1t_2\right)^{X_0}\frac{e^{-\lambda_0}\lambda_0^{X_0}}{X_0!} \qquad (2.18)$$

Bila terjadi penggantian nilai $X_1$=j, $X_2$=k dan $X_0$=i, maka menjadi

$$G\left(t_1,t_2\right)=\sum_{j=0}^{\infty}t_1^{j}\frac{e^{-\lambda_1}\lambda_1^{j}}{j!}\sum_{k=0}^{\infty}t_2^{k}\frac{e^{-\lambda_2}\lambda_2^{k}}{k!}\sum_{i=0}^{\infty}\left(t_1t_2\right)^{i}\frac{e^{-\lambda_0}\lambda_0^{i}}{i!}$$

$$G\left(t_1,t_2\right)=e^{-\left(\lambda_0+\lambda_1+\lambda_2\right)}\sum_{i=0}^{\infty}\sum_{j=0}^{\infty}\sum_{k=0}^{\infty}\frac{\lambda_0^{i}\lambda_1^{j}\lambda_2^{k}}{i!\,j!\,k!}t_1^{i+j}t_2^{i+k}$$

Bila nilai i, j dan k didefinisikan melalui persamaan v=i+j dan w=i+k maka didapatkan

$$G(t_1,t_2)=e^{-(\lambda_0+\lambda_1+\lambda_2)}\sum_{i=0}^{\infty}\sum_{v=i}^{\infty}\sum_{w=i}^{\infty}\frac{\lambda_0{}^{i}\lambda_1{}^{v-i}\lambda_2{}^{w-i}}{i!(v-i)!(w-i)!}t_1^{v}t_2^{w}$$

Saat nilai v=$y_1$ dan w=$y_2$ maka akan didapatkan fungsi probabilitas saat $y_1$=0,1,2,... dan $y_2$=0,1,2,... sebagai berikut.

$$f(y_1,y_2)=e^{-(\lambda_0+\lambda_1+\lambda_2)}\sum_{i=0}^{\min(y_1,y_2)}\frac{\lambda_0{}^{i}\lambda_1{}^{y_1-i}\lambda_2{}^{y_2-i}}{i!(y_1-i)!(y_2-i)!}$$

Secara bersama-sama variabel random $Y_1$ dan $Y_2$ berdistribusi poisson bivariat dengan fungsi probabilitas bersama dapat dituliskan seperti pada persamaan (2.19) sebagai berikut.

$$f(y_1,y_2)=\begin{cases} e^{-\sum_{j=0}^{2}\lambda_j}\prod_{j=1}^{2}\frac{\lambda_j^{y_j}}{y_j!}\sum_{i=0}^{s}\binom{y_j}{i}i!\left(\frac{\lambda_0}{\prod_{j=1}^{2}\lambda_j}\right)^{i}, (\mathrm{y}_j)=0,1,2,... \\ 0, (\mathrm{y}_j) \text{ yang lain} \end{cases} \tag{2.19}$$

dimana s = min($y_1$,$y_2$).

## 2.7 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 (Karlis, D. dan Ntzoufras, I., 2005). Variabel prediktor tersebut adalah variabel yang diduga sama-sama berpengaruh untuk kedua variabel repon. Model regresi poisson bivariat dituliskan seperti pada persamaan (2.20).

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

$$\lambda_{ji}+\lambda_0=e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_j}; j=1,2 \tag{2.20}$$

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

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

dimana $i$ = 1,2,...,n menunjukkan nomor observasi, observasi digunakan untuk model $\lambda_i$ dan $\beta_j$ menunjukkan vektor korespondensi dari koefisien regresi. Terdapat tiga buah model dengan nilai $\lambda_0$ yang berbeda, yaitu sebagai berikut.

a) Model dengan nilai $\lambda_0$ adalah suatu konstanta.
b) Model dengan nilai $\lambda_0$ merupakan fungsi dari variabel bebas (*covariate*) sehingga persamaannya sebagai berikut :
   $\lambda_0 = \exp(\beta_{00} + \beta_{01}x_1 + \cdots + \beta_{0k}x_k)$
c) Model dengan nilai $\lambda_0$ adalah nol dimana tidak ada kovarian dari kedua buah variabel.

### 2.7.1 Estimasi Parameter Regresi Poisson Bivariat

Fungsi bivariat poisson menurut Karlis dan Ntzoufras (2005) dituliskan pada persamaan (2.21) sebagai berikut.

$$f_{BP}\left(y_1, y_2 \middle| \lambda_0, \lambda_1, \lambda_2\right) = e^{-\left(\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2\right)} \frac{\lambda_1^{y_1}}{y_1!} \frac{\lambda_2^{y_2}}{y_2!} \bullet a \qquad (2.21)$$

dimana

$$a = \sum_{l=0}^{\min(y_1, y_2)} \binom{y_1}{l} \binom{y_2}{l} l! \left(\frac{\lambda_0}{\lambda_1 \lambda_2}\right)^l$$

Penaksiran parameter pada regresi bivariat poisson dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dimana taksiran maksimum likelihood didapat dari fungsi regresi bivariat poisson. Diperoleh fungsi *likelihood* dari regresi bivariat poisson sebagai berikut (Karlis, D. dan Ntzoufras, I, 2005).

$$L\left(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_0\right) = \prod_{i=1}^{n} \left( e^{-\left(\lambda_0 + \lambda_{1i} + \lambda_{2i}\right)} \frac{\lambda_{1i}^{y_{1i}}}{y_{1i}!} \frac{\lambda_{2i}^{y_{2i}}}{y_{2i}!} \bullet b \right) \qquad (2.22)$$

dimana

$$b = \sum_{l=0}^{\min(y_1, y_2)} \binom{y_{1i}}{l} \binom{y_{2i}}{l} l! \left(\frac{\lambda_0}{\lambda_{1i} \lambda_{2i}}\right)^l$$

dengan $s = \min(y_1, y_2)$ dan model $\lambda_0$ merupakan suatu konstanta, selanjutnya fungsi *likelihood* ditransformasi ke model regresi yaitu $\lambda_{ji} + \lambda_0 = e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_j}$; $j$=1,2 dimana $\ln(\lambda_{ji} + \lambda_0) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_j$; j=1,2 sehingga diperoleh fungsi *likelihood* yang baru sebagai berikut.

$$L(\lambda_0, \boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2) = \prod_{i=1}^{n} \left( \exp\left(-e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right) - \exp\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right) - \exp\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)\right) . W_i \quad (2.23)$$

Nilai $W_i$ apabila dijabarkan adalah sebagai berikut.

$$Wi = \sum_{l=0}^{\min(y_{1i}, y_{2i})} \frac{\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)^l}{l!} \frac{\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)^{y_{1i}-l} \left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)^{y_{2i}-l}}{(y_{1i} - l)!(y_{2i} - l)!} \quad (2.24)$$

Fungsi *likelihood* pada persamaan (2.22) dimaksimumkan menggunakan algoritma *Expectation-Maximization* (EM). Algoritma EM pada regresi poisson bivariat adalah sebagai berikut (Karlis, D. dan Ntzoufras, I., 2005).

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 $X_{0i}$ untuk i = 1,...,n dengan cara sebagai berikut.

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

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

$$s_i = \begin{cases} \lambda_{0i}^{(k)} \dfrac{f_{BP}\left(y_{1i} - 1, y_{2i} - 1 \middle| \lambda_{0i}^{(k)}, \lambda_{1i}^{(k)}, \lambda_{2i}^{(k)}\right)}{f_{BP}\left(y_{1i}, y_{2i} \middle| \lambda_{0i}^{(k)}, \lambda_{1i}^{(k)}, \lambda_{2i}^{(k)}\right)}, \min(y_{1i}, y_{2i}) > 0 \\ 0, \min(y_{1i}, y_{2i}) = 0 \end{cases} \quad (2.25)$$

Kemudian ekspektasi dari $X_{0i}$ dijabarkan sebagai berikut.

$$s_i = \lambda_{0i}^{(k)} \frac{f_{BP}\left(y_{1i} - 1, y_{2i} - 1 \middle| \lambda_{0i}^{(k)}, \lambda_{1i}^{(k)}, \lambda_{2i}^{(k)}\right)}{f_{BP}\left(y_{1i}, y_{2i} \middle| \lambda_{0i}^{(k)}, \lambda_{1i}^{(k)}, \lambda_{2i}^{(k)}\right)}$$

$$s_i = \lambda_{0i}^{(k)} \frac{e^{-\left(\lambda_{0i}^{(k)}+\lambda_{1i}^{(k)}+\lambda_{2i}^{(k)}\right)} \frac{\left(\lambda_{1i}^{(k)}\right)^{y_{1i}-1}}{y_{1i}-1!} \frac{\left(\lambda_{2i}^{(k)}\right)^{y_{2i}-1}}{y_{2i}-1!}}{e^{-\left(\lambda_{0i}^{(k)}+\lambda_{1i}^{(k)}+\lambda_{2i}^{(k)}\right)} \frac{\left(\lambda_{1i}^{(k)}\right)^{y_1}}{y_{1i}!} \frac{\left(\lambda_{2i}^{(k)}\right)^{y_2}}{y_{2i}!}} \bullet c$$

dimana

$$c = \frac{\sum_{l=0}^{\min(y_{1i},y_{2i})} \binom{y_{1i}-1}{l} \binom{y_{2i}-1}{l} l! \left( \frac{\lambda_{0i}^{(k)}}{\lambda_{1i}^{(k)} \lambda_{2i}^{(k)}} \right)^l}{\sum_{l=0}^{\min(y_{1i},y_{2i})} \binom{y_{1i}}{l} \binom{y_{2i}}{l} l! \left( \frac{\lambda_{0i}^{(k)}}{\lambda_{1i}^{(k)} \lambda_{2i}^{(k)}} \right)^l}$$

Sehingga ekspektasi dari $X_{0i}$ didapatkan sebagai berikut.

$$s_i = \lambda_{0i}^{(k)} \frac{\sum_{l=0}^{\min(y_{1i},y_{2i})} \frac{(y_{1i}-1)!(y_{2i}-1)!}{(y_{1i}-1-l)!l!(y_{2i}-1-l)!l!} l! \left( \frac{\lambda_{0i}^{(k)}}{\lambda_{1i}^{(k)} \lambda_{2i}^{(k)}} \right)^l}{\sum_{l=0}^{\min(y_{1i},y_{2i})} \frac{(y_{1i})!(y_{2i})!}{(y_{1i}-l)!l!(y_{2i}-l)!l!} l! \left( \frac{\lambda_{0i}^{(k)}}{\lambda_{1i}^{(k)} \lambda_{2i}^{(k)}} \right)^l} \bullet d$$

dimana

$$d = \frac{\left(\lambda_{1i}^{(k)}\right)^{y_{1i}-1} \left(\lambda_{2i}^{(k)}\right)^{y_{2i}-1} y_{1i}! y_{2i}!}{\left(\lambda_{1i}^{(k)}\right)^{y_1} \left(\lambda_{2i}^{(k)}\right)^{y_2} (y_{1i}-1)!(y_{2i}-1)!}$$

Selanjutnya ekspektasi dari $X_{0i}$ disederhanakan seperti pada persamaan (2.26)

$$s_i = \frac{\lambda_{0i}^{(k)} \left(\lambda_{1i}^{(k)}\right)^{-1} \left(\lambda_{2i}^{(k)}\right)^{-1} \sum_{l=0}^{\min(y_{1i},y_{2i})} \frac{\left(\lambda_{0i}^{(k)}\right)^{l} \left(\lambda_{1i}^{(k)}\right)^{-l} \left(\lambda_{2i}^{(k)}\right)^{-l}}{(y_{1i}-1-l)!(y_{2i}-1-l)!l!}}{\sum_{l=0}^{\min(y_{1i},y_{2i})} \frac{\left(\lambda_{0i}^{(k)}\right)^{l} \left(\lambda_{1i}^{(k)}\right)^{-l} \left(\lambda_{2i}^{(k)}\right)^{-l}}{(y_{1i}-l)!(y_{2i}-l)!l!}} \qquad (2.26)$$

Kemudian diperoleh lamda dari model regresi poisson bivariat yang telah ditrasformasi sebagai berikut.

$$\lambda_{1i} + \lambda_0 = e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1}$$

$$\lambda_0 = e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}$$

Sehingga didapatkan $\lambda_{1i}$ dan $\lambda_{2i}$ sebagai berikut.

$$\lambda_{1i} = e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1} - \lambda_0$$

$$\lambda_{1i} = e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}$$

$$\lambda_{2i} = e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2} - \lambda_0$$

$$\lambda_{2i} = e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}$$

Selanjutnya $\lambda_0$, $\lambda_{01i}$, dan $\lambda_{2i}$ disubtitusikan pada persamaan (2.26) sehingga didapatkan ekspektasi dari $X_{0i}$ sebagai berikut.

$$s_i = \frac{\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)^{(k)} \left(\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)^{(k)}\right)^{-1} \left(\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)^{(k)}\right)^{-1}}{\sum_{l=0}^{\min(y_{1i}, y_{2i})} \frac{\left(\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)^{(k)}\right)^{l} \left(\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)^{(k)}\right)^{-l} \left(\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_0}\right)^{(k)}\right)^{-l}}{(y_{1i} - l)!(y_{2i} - l)!l!}} \bullet e \qquad (2.27)$$

dimana

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

Tahap M:

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

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\beta}_0^{(k+1)} &= \hat{\boldsymbol{\beta}}(\mathbf{s}, \mathbf{x}), \\ \boldsymbol{\beta}_1^{(k+1)} &= \hat{\boldsymbol{\beta}}(\mathbf{y}_1 - \mathbf{s}, \mathbf{x}), \\ \boldsymbol{\beta}_2^{(k+1)} &= \hat{\boldsymbol{\beta}}(\mathbf{y}_2 - \mathbf{s}, \mathbf{x}), \\ \lambda_{ji}^{(k+1)} &= \exp\left(\mathbf{x}_{ki}^T \hat{\boldsymbol{\beta}}_j^{(k+1)}\right) \text{ untuk j=0,1,2} \end{aligned} \qquad (2.28)$$

dimana $\mathbf{s} = [s_1 \ldots s_n]^T$ adalah vektor nx1 yang didapatkan pada tahap E, $\widehat{\boldsymbol{\beta}}(\mathbf{y},\mathbf{x})$ yaitu estimasi *Maximum Likelihood* pada model poisson dengan respon vektor $\mathbf{y}$ dan data matriks $\mathbf{x}$. Sehingga maksimalisasi $\boldsymbol{\beta}$ dilakukan dengan menghitung $\boldsymbol{\beta}^{(k+1)}$ menggunakan metode Newton-Rhapson. Nilai taksiran awal parameter $\hat{\lambda}_{0(0)}$ menggunakan cov[$Y_1$,$Y_2$]= $\lambda_0$. Nilai taksiran awal $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{j(0)}$ diperoleh dengan metode Ordinary Least square (OLS), yaitu

$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{j(0)}} = \left(\mathbf{X}^T\mathbf{X}\right)^{-1}\left(\mathbf{X}^T\mathbf{Y}_j\right)$ dengan $j = 1,2$.

### 2.7.2 Pengujian Parameter Regresi Poisson Bivariat

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan statistik uji dalam pengujian parameter adalah metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT)

Hipotesis yang digunakan adalah :

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

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

Himpunan parameter dibawah $H_0$ adalah $\omega=\{\beta_{00}, \beta_{10}, \beta_{20}\}$ dengan fungsi *likelihood* sebagai berikut.

$$L(\omega) = \prod_{i=1}^{n} f\left(y_i;\beta_{00},\beta_{10},\beta_{20}\right)$$

$$L(\omega) = \prod_{i=1}^{n}\left(\exp\left(e^{\beta_{00}} - e^{\beta_{10}} - e^{\beta_{20}}\right)\right).Q_i$$

$$Q_i = \sum_{l=0}^{\min(y_{1i},y_{2i})} \frac{\left(e^{\beta_{00}}\right)^l}{l!} \frac{\left(e^{\beta_{10}} - e^{\beta_{00}}\right)^{y_{1i}-l}\left(e^{\beta_{20}} - e^{\beta_{00}}\right)^{y_{2i}-l}}{(y_{1i}-l)!(y_{2i}-l)!}$$

$$L\left(\omega\right) = \max_{\omega} L(\omega)$$

$$L\left(\omega\right) = \prod_{i=1}^{n}\left(\exp\left(e^{\beta_{00}} - e^{\beta_{10}} - e^{\beta_{20}}\right)\right).Q_i$$

$$Q_i = \sum_{l=0}^{\min(y_{1i},y_{2i})} \frac{\left(e^{\beta_{00}}\right)^{l}}{l!} \frac{\left(e^{\beta_{10}}-e^{\beta_{00}}\right)^{y_{1i}-l}\left(e^{\beta_{20}}-e^{\beta_{00}}\right)^{y_{2i}-l}}{\left(y_{1i}-l\right)!\left(y_{2i}-l\right)!}$$

Fungsi *likelihood* untuk himpunan parameter dibawah populasi $\Omega = \{\beta_{j0}, \beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jk}; j = 0,1,2\}$ adalah sebagai berikut.

$$L(\Omega) = \prod_{i=1}^{n} f\left(y_i; \boldsymbol{\beta}_0, \boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2\right)$$

$$L(\Omega) = \prod_{i=1}^{n} \left(\exp\left(e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0} - e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_1} - e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_2}\right)\right).W_i$$

$$L(\Omega) = \max_{\Omega} L(\Omega)$$

$$L(\Omega) = \prod_{i=1}^{n} \left(\exp\left(e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0} - e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_1} - e^{\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_2}\right)\right).W_i$$

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

Untuk menentukan nilai statistik uji, terlebih dahulu ditentukan dua buah fungsi likelihood yang berhubungan dengan model regresi yang diperoleh. Fungsi-fungsi *likelihood* yang dimaksud adalah $L(\widehat{\Omega})$ yaitu nilai *maximum likelihood* untuk model yang lebih lengkap dengan melibatkan variabel prediktor dan $L(\widehat{\omega})$ yaitu nilai *maximum likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor, dengan rumus

$$D\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}\right) = -2\ln\Lambda = -2\ln\left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})}\right) = 2\left[\ln L\left(\hat{\Omega}\right) - \ln L\left(\hat{\omega}\right)\right] \qquad (2.29)$$

dimana

$$\ln L\left(\hat{\Omega}\right) = \left(\sum_{i=1}^{n}\exp\left(\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_0\right) - \sum_{i=1}^{n}\exp\left(\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_1\right) - \sum_{i=1}^{n}\exp\left(\mathbf{x_i}^T\boldsymbol{\beta}_2\right) + \sum_{i=1}^{n}\ln W_i\right)$$

$$\ln L(\hat{\omega}) = \left( \sum_{i=1}^{n} \exp(\beta_{00}) - \sum_{i=1}^{n} \exp(\beta_{10}) - \sum_{i=1}^{n} \exp(\beta_{20}) + \sum_{i=1}^{n} \ln \mathrm{Q}_i \right)$$

$D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ adalah devians dari model regresi poisson bivariat menggunakan pendekatan distribusi *chi-square* dengan derajat bebas v, sehingga kriteria pengujiannya adalah $H_0$ ditolak apabila $D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) > \chi^2_{(n-p,\alpha)}$.

Apabila $H_0$ ditolak maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

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

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

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$z = \frac{\hat{\beta}_{jl}}{se\left(\hat{\beta}_{jl}\right)} \tag{2.30}$$

$H_0$ akan ditolak apabila nilai dari |Z| lebih besar dari $Z_{\alpha/2}$. Nilai $se(\hat{\beta}_{jl})$ diperoleh dari ekspektasi diagonal ke (j+*l*+1) dari $\mathrm{var}(\hat{\beta})$.

## 2.8 Metode *Bootstrap* dalam Estimasi *Standard Error* Poisson Bivariat

Dalam estimasi *standard 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. Selain itu metode *bootstrap* digunakan apabila dalam proses estimasi tersebut nilai parameter yang dicari sangat sulit untuk mencapai nilai yang konvergen (Karlis, D. dan Ntzoufras, I, 2005). Jumlah replikasi bootstrap untuk mengestimasi standar error yang dinilai cukup adalah sebanyak 200 replikasi. Algoritma bootstrap untuk mengestimasi standar error dari parameter adalah sebagai berikut (Cameron, A. C. dan Trivedi, P. K., 1998).

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.

$$\hat{se}_{Boot} = \sqrt{\frac{1}{B-1}\sum_{j=1}^{B}\left[\hat{\beta}_j - \bar{\beta}_j\right]^2} \tag{2.31}$$

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.

$$\bar{\beta}_j = \sum_{j=1}^{B}\frac{\hat{\beta}_j}{B} \tag{2.32}$$

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

## 2.9 Pemilihan Model Terbaik

AIC (*Akaike Information Criterion*) merupakan kriteria kesesuaian model dalam mengestimasi model secara statistik. Kriteria AIC biasanya digunakan apabila pembentukan model regresi bertujuan untuk mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap model bukan untuk melakukan suatu prediksi. Besarnya nilai AIC sejalan dengan nilai devians dari model. Semakin kecil nilai devians maka akan semakin kecil pula tingkat kesalahan yang dihasilkan model sehingga model yang diperoleh menjadi semakin tepat. Nilai devians akan semakin kecil apabila rasio antara fungsi *likelihood* di bawah $H_0$ dengan fungsi *likelihood* di bawah populasi semakin besar. Hal ini mengindikasikan bahwa parameter yang diuji semakin mendekati nilai parameter populasi yang sebenarnya yang berarti dugaan model semakin baik. Oleh karena itu, model terbaik adalah dengan AIC terkecil dengan devians terkecil pula. Nilai AIC dirumuskan pada persamaan (2.33) sebagai berikut (Bozdogan, 2000).

$$AIC = -2\ln L(\tilde{\theta}) + 2k \tag{2.33}$$

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

## 2.10 *Overdispersion* atau *Underdispersion* Pada Regresi Poisson

Pada regresi poisson bivariat harus memenuhi asumsi nilai varians sama dengan nilai rata-rata. Jika pada data diskrit terjadi *overdispersion* atau *underdispersion* namun tetap menggunakan regresi poisson bivariat sebagai metode penyelesaiannya, maka akan diperoleh suatu kesimpulan yang tidak valid karena nilai *standart error* menjadi *under estimate*. Hal ini disebabkan karena parameter koefisien regresi yang dihasilkan dari regresi poisson bivariat tidak efisien meskipun koefisien regresinya tetap konsisten.

*Overdispersion* merupakan nilai dispersi *pearson Chi-square* atau *deviance* yang dibagi dengan derajat bebasnya, diperoleh nilai lebih besar dari 1. Misalkan $\theta$ merupakan parameter dispersi, maka jika $\theta > 1$ artinya terjadi *overdispersion* pada regresi poisson bivariat, jika $\theta < 1$ artinya terjadi *underdispersion* dan jika $\theta = 1$ berarti tidak terjadi kasus *overdispersion* atau *underdispersion* yang disebut dengan *equidispersion* (Famoye, Wulu, & Singh, 2004). Pengujian *overdispersion* atau *underdispersion* dilakukan menggunakan uji *Lagrange Multiplier* dengan hipotesis sebagai berikut (Cameron, A. C. dan Trivedi, P. K., 1998).

$H_0 : \theta = 0$

$H_1 : \theta > 0$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$T_{LM} = \left( \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{2} \hat{\mu}_i^{-2} g^2(\hat{\mu}_i) \right)^{-1/2} \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{2} \hat{\mu}_i^{-2} g(\hat{\mu}_i) \left\{ (y_i - \hat{\mu}_i)^2 - y_i \right\} \tag{2.34}$$

dimana $g(\hat{\mu}_i) = \hat{\mu}_i^2$.

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

## 2.11 Kematian Ibu

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 menurut Depkes (2007) dikategorikan menjadi dua yaitu sebagai berikut.

1.) Penyebab kematian langsung, yaitu kematian ibu yang langsung disebabkan oleh komplikasi obstetri pada masa hamil, bersalin dan nifas, atau kematian yang disebabkan oleh berbagai hal yang terjadi akibat tindakan-tindakan yang dilakukan selama hamil, bersalin atau nifas.
2.) Penyebab kematian tidak langsung, yaitu kematian ibu yang disebabkan oleh suatu penyakit yang bukan komplikasi obstetri, yang berkembang atau bertambah berat akibat kehamilan atau persalinan. Di negara berkembang sekitar 95% kematian ibu termasuk dalam kelompok *direct obstetric deaths* atau penyebab kematian tidak langsung.

## 2.12 Kematian Bayi

Kematian bayi adalah kematian yang terjadi saat setelah bayi lahir sampai bayi belum berusia tepat 1 tahun (Dinkes, 2014). Penyebab kematian bayi ada dua macam yaitu endogen dan eksogen. Kematian bayi endogen atau kematian neonatal adalah kematian bayi yang terjadi pada bulan pertama setelah dilahirkan dan pada umumnya disebabkan oleh faktor-faktor yang dibawah anak sejak lahir dan diperoleh dari orang tuanya pada saat konsepsi atau masa kehamilan. Selanjutnya kematian bayi eksogen atau post neonatal adalah kematian bayi yang terjadi setelah usia satu bulan sampai menjelang usia satu tahun yang disebabkan oleh faktor-faktor yang bertalian dengan pengaruh lingkungan luar.

## 2.13 Penelitian Sebelumnya

Beberapa penelitian mengenai kematian ibu dan kematian bayi telah dilakukan oleh Novita (2012), Qomariyah (2013), Listiani (2010) dan Sary (2013). Penelitian mengenai kematian ibu oleh Novita (2012) memodelkan jumlah kematian ibu di Jawa Timur tahun 2010 menggunakan metode *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). Berdasarkan hasil penelitian didapatkan faktor yang berpengaruh signifikan adalah persentase ibu hamil yang menggunakan akses pelayanan kesehatan ibu hamil (K1), persentase persalinan dibantu oleh tenaga non medis, persentase ibu hamil mendapatkan tablet penambah zat besi (Fe1) dan persentase sarana kesehatan. Selanjutnya penelitian mengenai kematian ibu yang dilakukan oleh oleh Qomariyah (2013) dengan memodelkan jumlah kematian ibu di Jawa Timur tahun 2011 berdasarkan variabel-variabel prediktor yang diduga berpengaruh menggunakan pendekatan GWPR. Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk mengetahui faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu di Jawa Timur. Selanjutnya hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa faktor yang berpengaruh signifikan di seluruh wilayah Jawa Timur adalah persentase kunjungan ibu hamil K1, persentase ibu nifas yang mendapat pelayanan kesehatan, persentase Puskesmas yang melakukan kegiatan pelayanan antenatal terintegrasi serta persentase Puskesmas memiliki pedoman pencegahan dan penanganan malaria pada ibu hamil.

Penelitian mengenai kematian bayi dilakukan Listiani (2010) dengan memodelkan jumlah kematian bayi di Jawa Timur pada tahun 2007 dengan metode *Generalized Poisson*. Berdasarkan hasil penelitian didapatkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian bayi secara signifikan adalah jumlah sarana kesehatan, persentasi persalinan yang dilakukan dengan bantuan tenaga non medis, rata-rata usia perkawinan pertama, dan rata-rata pengeluaran rumah tangga perbulan. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Sary (2013) memodelkan jumlah kematian bayi di Jawa Timur untuk mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan dengan menggunakan regresi Poisson. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian bayi di provinsi Jawa Timur pada tahun 2011 adalah persentase bayi yang diberi ASI eksklusif dan persentase ibu bersalin yang ditolong oleh tenaga kesehatan.

Penelitian mengenai kematian ibu dan kematian bayi di Jawa Timur tahun 2011 telah dilakukan oleh Pritasari (2013) menggunakan metode regresi poisson bivariat. Estimasi parameter untuk regresi poisson bivariat adalah dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk mendapatkan faktor yang berpengaruh secara signifikan pada jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di provinsi Jawa Timur pada tahun 2011 dengan pendekatan regresi univariat poisson dan regresi poisson bivariat. Hasil dari penelitian tersebut adalah didapatkan variabel yang berpengaruh signifikan pada regresi univariat poisson jumlah kematian bayi, yaitu persentase persalinan oleh tenaga kesehatan, persentase tenaga kesehatan, persentase ibu hamil beresiko tinggi ditangani, persentase ibu hamil melaksanakan program K4, persentase ibu hamil mendapat tablet Fe3 dan persentase rumah tangga ber-PHBS. Sedangkan pada kasus jumlah kematian ibu variabel yang signifikan dalam model adalah persentase persalinan oleh tenaga kesehatan, persentase tenaga kesehatan, persentase ibu hamil mendapat tablet Fe3 dan persentase rumah tangga ber-PHBS. Pada regresi poisson bivariat untuk kasus jumlah kematian bayi variabel yang signifikan adalah persentase persalinan oleh tenaga kesehatan dan persentase tenaga kesehatan. Sedangkan pada model untuk kasus jumlah kematian ibu variabel yang signifikan dalam adalah persentase tenaga kesehatan.

Penelitian mengenai kematian ibu dan kematian bayi di Jawa Timur tahun 2012 juga dilakukan oleh Rachmah (2014) menggunakan metode regresi poisson bivariat. Estimasi parameter untuk regresi poisson bivariat adalah dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk mendapatkan model dari regresi poisson bivariat terhadap jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di provinsi Jawa Timur pada tahun 2012, dan mendapatkan faktor yang berpengaruh secara signifikan pada jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di provinsi Jawa Timur pada tahun 2012 dengan pendekatan regresi poisson bivariat. Hasil dari penelitian tersebut adalah didapatkan variabel prediktor yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian ibu pada regresi poisson bivariat adalah persentase tenaga kesehatan, sedangkan pada jumlah kematian bayi yang signifikan adalah variabel persentase tenaga kesehatan, persentase persalinan oleh tenaga kesehatan, persentase ibu hamil melaksanakan program K4, persentase rumah tangga ber-PHBS, persentase ibu hamil mendapatkan tablet Fe3, persentase wanita berstatus kawin dibawah 20 tahun, dan persentase peserta KB aktif.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

# BAB III
# METODOLOGI PENELITIAN

## 3.1 Sumber Data

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.

## 3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang akan dianalisis dibagi menjadi dua yaitu variabel respon (Y) dan variabel prediktor (X) seperti pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1** Variabel Penelitian

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

Uraian mengenai variabel respon dan prediktor yang digunakan adalah sebagai berikut.

a. Jumlah kematian ibu ($Y_1$)

Jumlah kematian ibu adalah jumlah kematian perempuan pada saat hamil, bersalin dan atau kematian dalam kurun waktu 42 hari setelah melahirkan bukan karena sebab-sebab lain seperti kecelakaan atau terjatuh di setiap kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur (Dinkes, 2014).

b. Jumlah kematian bayi ($Y_2$)

Jumlah kematian bayi adalah jumlah kematian bayi yang berusia nol sampai kurang dari satu tahun di setiap kabupaten /kota di provinsi Jawa Timur. Seseorang dikatakan telah mati apabila fungsi jantung dan paru-parunya telah berhenti sehingga tidak ditemukannya tanda-tanda kehidupan dari seseorang (Dinkes, 2014).

c. Persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 ($X_1$)

Persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 merupakan perbandingan antara jumlah ibu hamil yang memperoleh pelayanan antenatal (pelayanan kesehatan oleh tenaga kesehatan terlatih untuk ibu selama masa kehamilannya) K1 di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur dengan jumlah seluruh ibu hamil di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur. Pelayanan K1 adalah ibu hamil yang mendapatkan pelayanan antenatal sesuai standar yang pertama kali pada masa kehamilan di suatu wilayah (Dinkes, 2014).

d. Persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 ($X_2$)

Persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 merupakan perbandingan antara jumlah ibu hamil yang memperoleh pelayanan antenatal K4 di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur dengan jumlah seluruh ibu hamil di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur. Pelayanan K4 adalah ibu hamil yang memperoleh pelayanan antenatal sesuai standar paling sedikit empat kali, dengan distribusi pemberian pelayanan yang dianjurkan adalah minimal satu kali pada triwulan pertama, satu kali pada triwulan kedua dan dua kali pada triwulan ketiga umur kehamilan (Dinkes, 2014).

e. Persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 ($X_3$)

Persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 merupakan perbandingan jumlah ibu hamil yang mendapatkan 90 tablet Fe selama periode kehamilannya di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur dengan jumlah ibu hamil di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur. Tablet Fe merupakan suplemen zat besi yang berfungsi untuk mencegah anemia (Dinkes, 2014).

f. Persentase komplikasi kebidanan yang ditangani ($X_4$)

Persentase komplikasi kebidanan yang ditangani merupakan perbandingan jumlah ibu hamil, ibu bersalin dan ibu nifas dengan komplikasi yang ditangani oleh tenaga kesehatan di setiap wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur dengan 20% dari jumlah sasaran ibu hamil dalam 1 tahun di setiap wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur. Komplikasi kebidanan yang ditangani adalah ibu hamil, bersalin dan mengalami nifas dengan komplikasi yang mendapatkan pelayanan sesuai standar pada tingkat pelayanan dasar dan rujukan (Polindes, Puskesmas, Puskesmas PONED, Rumah Bersalin, RSIARSB, RSU, RSU PONEK) (Dinkes, 2014).

g. Persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan ($X_5$)

Persentase persalinan yang ditolong tenaga kesehatan merupakan perbandingan jumlah ibu bersalin yang ditolong oleh tenaga kesehatan yang memiliki kompetensi kebidanan di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur dengan jumlah ibu bersalin di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur (Dinkes, 2014).

h. Persentase peserta KB aktif ($X_6$)

Persentase peserta KB aktif merupakan perbandingan jumlah pasangan usia subur yang menggunakan alat kontrasepsi di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur dengan jumlah pasangan usia subur di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur. Pasangan usia subur yang sedang menggunakan salah satu cara atau alat kontrasepsi. Pelayanan KB yang sesuai standar dengan menghormati hak individu dalam merencanakan kehamilan diharapkan dapat berkontribusi dalam menurunkan angka kematian ibu dan bayi bagi pasangan usia subur (Dinkes, 2014).

i. Persentase rumah tangga ber-PHBS ($X_7$)

Persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat merupakan perbandingan jumlah rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur dengan jumlah rumah tangga yang dipantau di setiap wilayah kabupaten/kota Jawa Timur pada kurun waktu yang sama. Rumah tangga yang seluruh anggotanya berperilaku hidup bersih dan sehat meliputi 10 indikator, yaitu pertolongan persalinan oleh tenaga kesehatan, bayi diberi ASI eksklusif, balita ditimbang setiap bulan, menggunakan air bersih, mencuci tangan dengan air bersih dan sabun, menggunakan jamban sehat, memberantas jentik di rumah sekali dalam seminggu, makan sayur dan buah setiap hari, melakukan aktivitas fisik setiap hari, dan tidak merokok di dalam rumah (Dinkes, 2014).

## 3.3 Organisasi Data Penelitian

Untuk memudahkan mengetahui bagaimana pola data maka dibentuklah organissi data. Organisasi data tersebut disusun berdasarkan variabel-variabel yang digunakan, baik variabel prediktor maupun variabel respon. Organisasi data untuk penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.2 sebagai berikut.

**Tabel 3.2** Organisasi Data Untuk Penelitian

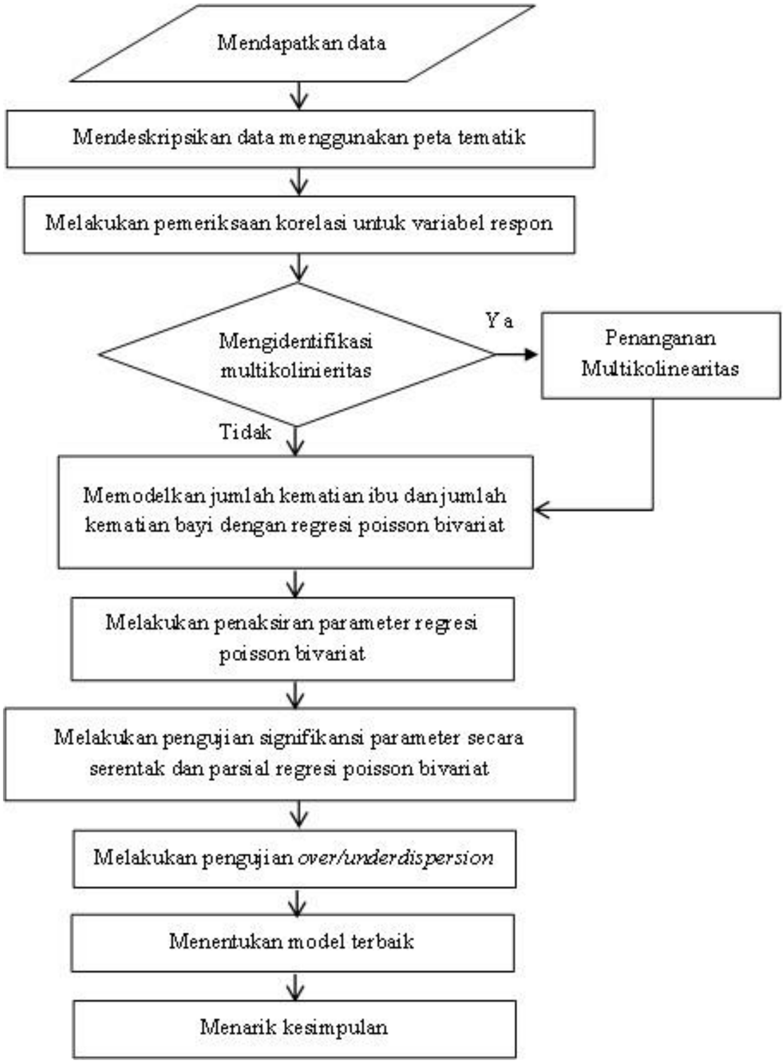
| Wilayah | $Y_1$ | $Y_2$ | $X_1$ | $X_2$ | ... | $X_7$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | $y_{1,1}$ | $y_{2,1}$ | $x_{1,1}$ | $x_{2,1}$ | ... | $x_{7,1}$ |
| 2 | $y_{1,2}$ | $y_{2,2}$ | $x_{1,2}$ | $x_{2,2}$ | ... | $x_{7,2}$ |
| 3 | $y_{1,3}$ | $y_{2,3}$ | $x_{1,3}$ | $x_{2,3}$ | ... | $x_{7,3}$ |
| 4 | $y_{1,4}$ | $y_{2,4}$ | $x_{1,4}$ | $x_{2,4}$ | ... | $x_{7,4}$ |
| 5 | $y_{1,5}$ | $y_{2,5}$ | $x_{1,5}$ | $x_{2,5}$ | ... | $x_{7,5}$ |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 36 | $y_{1,36}$ | $y_{2,36}$ | $x_{1,36}$ | $x_{2,36}$ | ... | $x_{7,36}$ |
| 37 | $y_{1,37}$ | $y_{2,37}$ | $x_{1,37}$ | $x_{2,37}$ | ... | $x_{7,37}$ |
| 38 | $y_{1,38}$ | $y_{2,38}$ | $x_{1,38}$ | $x_{2,38}$ | ... | $x_{7,38}$ |

## 3.4 Metode Analisis Data

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 kematian bayi di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur serta variabel-variabel yang diduga berpengaruh.
2. Melakukan uji korelasi untuk variabel respon
3. Melakukan pemeriksaan kasus multikolinieritas dengan menggunakan kriteria VIF, untuk mengetahui apakah antar variabel yang diduga berpengaruh ada hubungan yang erat.
4. Melakukan pemodelan dengan regresi poisson bivariat yang meliputi:
   a. Mengestimasi parameter model regresi poisson bivariat dengan memaksimumkan fungsi ln-*likelihood* menggunakan algoritma *Expectation-Maximization*.
   b. Menghitung nilai *standard error* parameter regresi poisson bivariat dengan metode bootstrap.
   c. Melakukan pengujian signifikansi parameter secara serentak menggunakan *Likelihood Ratio Test* dan secara parsial menggunakan nilai Z. Pada pengujian signifikansi parameter secara parsial tidak menggunakan *Likelihood Ratio Test* karena *standard error* parameter sudah diketahui sehingga bisa mendapatkan nilai Z dan sudah ada teorema bila hasil penaksiran likelihood berdistribusi normal.
5. Melakukan pengujian *overdispersion* atau *underdispersion*.
6. Menentukan model terbaik.
7. Melakukan pembahasan dari model terbaik yang didapat.
8. Menarik kesimpulan dari hasil analisis.

Diagram alir proses penelitian dari awal hingga tahap penarikan kesimpulan seperti pada Gambar 3.1.




**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian

# BAB IV
# ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan analisis dan pembahasan mengenai faktor resiko kematian ibu dan kematian bayi di Jawa Timur tahun 2013. Analisis dan pembahasan yang akan dilakukan terdiri dari deskripsi data mengenai jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi serta variabel yang mempengaruhi kematian ibu dan bayi di Jawa Timur. Selanjutnya dilakukan analisis menggunakan Regresi Poisson Bivariat untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu dan kematian bayi di Jawa Timur. Estimasi parameter untuk Regresi Poisson Bivariat didapatkan dari hasil iterasi menggunakan algoritma EM. Sebelum dilakukan analisis menggunakan Regresi Poisson Bivariat, terlebih dahulu dilakukan pemeriksaan korelasi dan identifikasi multikolinieritas. Jika jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi memiliki hubungan yang erat serta tidak terdapat kasus multikolinieritas maka dapat dilanjutkan pada analisis menggunakan Regresi Poisson Bivariat.

## 4.1 Deskripsi Kabupaten/Kota di Jawa Timur Berdasarkan Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Bayi serta Faktor-Faktor yang Mempengaruhi

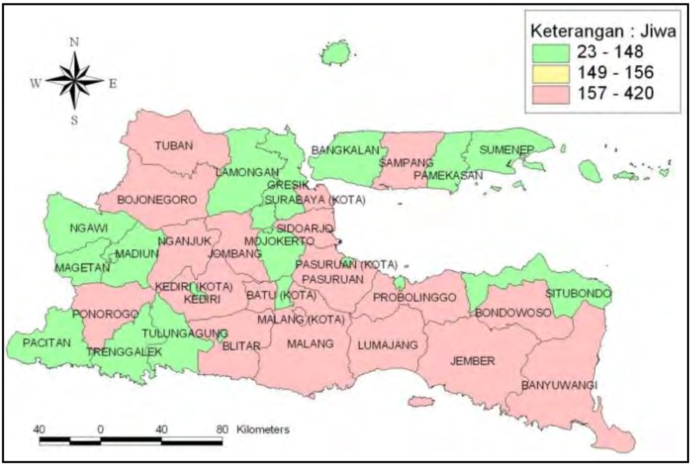
Deskripsi kabupaten/kota di Jawa Timur berdasarkan variabel jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi serta faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi dilakukan menggunakan peta tematik. Persentase dari masing-masing variabel dikelompokkan menjadi tiga berdasarkan selang kepercayaan. Hasil pemetaan dari variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

### 4.1.1 Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Bayi

Pada tahun 2013 terdapat 642 kematian ibu serta 5.793 kematian bayi di provinsi Jawa Timur. Jumlah kematian ibu tertinggi sebanyak 49 jiwa terjadi di Kota Surabaya sedangkan terendah sebanyak 1 jiwa terjadi di Kota Blitar, Kota Mojokerto serta Kota Batu. Untuk jumlah kematian bayi tertinggi yaitu sebanyak 420 jiwa terjadi di Kabupaten Jember sedangkan terendah sebanyak 1 jiwa terjadi di Kota Batu. Persebaran jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di Jawa Timur dapat dilihat sebagai berikut.


**Gambar 4.1** Persebaran Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Kediri, Kabupaten Malang, Kota Malang, Kabupaten Pasuruan, Kabupaten Sidoarjo, Kota Surabaya, Kabupaten Jember, Kabupaten Gresik, Kabupaten Sampang, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Lumajang, serta Kabupaten Banyuwangi berada pada kelompok jumlah kematian ibu yang tinggi yaitu berkisar antara 19-49 jiwa. Sedangkan jumlah kematian ibu yang berkisar antara 16-18 jiwa berada di lima wilayah yang terdiri atas Kabupaten Lamongan, Kabupaten Jombang, Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Blitar serta Kabupaten Situbondo. Untuk jumlah kematian ibu yang tergolong rendah yaitu berkisar antara 1-15 jiwa berada di delapan belas wilayah lainnya yang terdiri atas sebelas Kabupaten dan tujuh Kota. Pada tahun 2013 jumlah kematian ibu di Jawa Timur sebagian wilayah berada pada tingkatan rendah yang berkisar antara 1-15 jiwa.

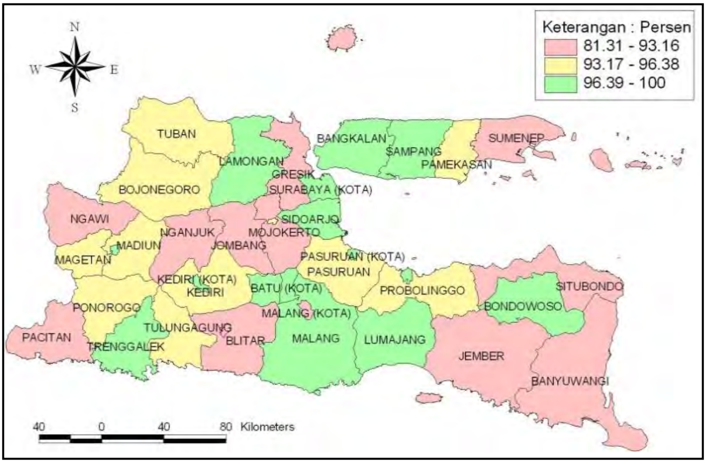



**Gambar 4.2** Persebaran Jumlah Kematian Bayi di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.2 dapat diketahui persebaran jumlah kematian bayi di Jawa Timur pada tahun 2013 cukup tinggi. Jumlah kematian bayi yang tinggi berkisar antara 157-420 jiwa terdapat di Kabupaten Tuban, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Kediri, Kabupaten Blitar, Kabupaten Jombang, Kabupaten Malang, Kota Malang, Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Pasuruan, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Sampang, Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Jember, serta Kabupaten Banyuwangi. Sedangkan jumlah kematian bayi yang berkisar antara 23-146 jiwa terdapat di dua puluh wilayah lainnya yang terdiri atas tiga belas Kabupaten dan tujuh Kota di Jawa Timur. Tingginya jumlah kematian ibu di Kota Surabaya dan jumlah kematian bayi di Kabupaten Jember diperkirakan karena rendahnya kesadaran pasangan usia subur untuk menjadi peserta KB aktif serta rendahnya kesadaran masyarakat untuk berperilaku hidup bersih dan sehat dibandingkan dengan wilayah yang lain.

### 4.1.2 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Bayi

Faktor-faktor yang diduga mempengaruhi jumlah kematian ibu dan kematian bayi di Jawa Timur pada penelitian ini adalah Persentase kunjungan ibu hamil dengan K1, 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 dan persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat.




**Gambar 4.3** Persebaran Persentase Kunjungan Ibu Hamil dengan K1 di Jawa Timur

Pelayanan K1 adalah ibu hamil yang mendapatkan pelayanan antenatal sesuai standar yang pertama kali pada masa kehamilan di suatu wilayah. Gambar 4.3 menunjukkan bahwa persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 di Jawa Timur terendah pada Kota Blitar sebesar 81,31 persen. Untuk Kota Madiun Kabupaten Lumajang, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Sampang, Kota Kediri, Kota Probolinggo dan Kota Surabaya mempunyai persentase kunjungan ibu hamil dengan pelayanan antenatal K1 tertinggi di Jawa Timur sebesar 100 persen. Persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 di wilayah Jawa Timur lebih dari 80 persen, hal ini menandakan bahwa kesadaran masyarakat terutama ibu hamil mengenai pentingnya pelayanan K1 sudah cukup tinggi.

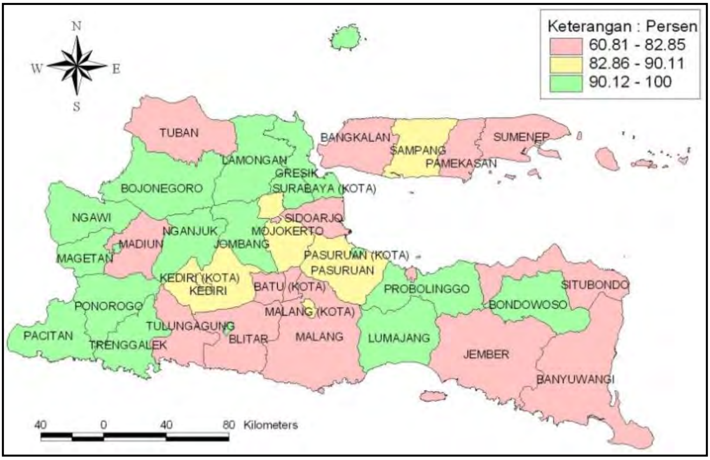

**Gambar 4.4** Persebaran Persentase Kunjungan Ibu Hamil dengan K4 di Jawa Timur

Pelayanan K4 adalah ibu hamil yang memperoleh pelayanan antenatal sesuai standar paling sedikit empat kali, dengan distribusi pemberian pelayanan yang dianjurkan adalah minimal satu kali pada triwulan pertama, satu kali pada triwulan kedua dan dua kali pada triwulan ke tiga umur kehamilan. Berdasarkan Gambar 4.4 dapat diketahui bahwa Kabupaten Pacitan, Kota Blitar, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Blitar, Kabupaten Jember, Kabupaten Gresik, Kabupaten Sampang, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Banyuwangi serta Kabupaten Situbondo berada pada kelompok persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 yang rendah yaitu berkisar antara 69,78-85,16 persen Persentase kunjungan ibu hamil dengan pelayanan antenatal K4 di Jawa Timur terendah di Jawa

Timur yaitu Kabupaten Blitar sebesar 69,78 persen, hal ini mengindikasikan kurangnya kesadaran masyarakat atau ibu hamil di Kabupaten Blitar mengenai pentingnya pelayanan K4. Kota Kediri mempunyai persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 tertinggi di Jawa Timur sebesar 100 persen.


**Gambar 4.5** Persebaran Persentase Ibu Hamil yang Mendapat Tablet Fe3 di Jawa Timur

Tablet Fe merupakan suplemen zat besi yang berfungsi untuk mencegah anemia pada ibu hamil. Table Fe diberikan sebagai antisipasi apabila waktu proses persalinan terjadi pendarahan agar ibu hamil tidak mengalami anemia dan berisiko pada kematian. Gambar 4.5 menunjukkan bahwa Kabupaten Pacitan, Kabupaten Blitar, Kota Blitar, Kota Kediri, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Bangkalan, Kota Pasuruan, Kabupaten Gresik, Kabupaten Sampang, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Jember dan Kabupaten Situbondo berada pada kelompok persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 yang rendah di Jawa Timur yaitu berkisar antara 67,6-82,52 persen. Persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 terendah di Jawa Timur yaitu Kota Pasuruan sebesar 67,60 persen. Hal ini menunjukkan hampir sebagian ibu hamil di Kota Pasuruan tidak mendapat tablet Fe3, sehingga mempunyai risiko yang besar terjadinya kematian ibu. Untuk Kota Malang mempunyai persentase kunjungan ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 tertinggi di Jawa Timur sebesar 99,14 persen.




**Gambar 4.6** Persebaran Persentase Komplikasi Kebidanan yang Ditangani di Jawa Timur

Komplikasi kebidanan yang ditangani adalah ibu hamil, bersalin dan nifas dengan komplikasi yang mendapatkan pelayanan sesuai standar pada tingkat pelayanan dasar dan rujukan. Gambar 4.6 menunjukkan bahwa Kabupaten Tulungagung, Kota Batu Kabupaten Madiun, Kabupaten Tuban, Kabupaten Malang, Kabupaten Blitar,  Kota Mojokerto, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Jember, Kota Probolinggo, Kabupaten Situbondo, Kabupaten Banyuwangi, Kabupaten Bangkalan, Kabupaten Pamekasan dan Kabupaten Sumenep berada pada kelompok rendah untuk persentase komplikasi kebidanan yang ditangani di Jawa Timur yaitu berkisar antara 60,81-82,85 pesen. Persentase komplikasi kebidanan yang ditangani terendah di Jawa Timur yaitu Kabupaten Bangkalan sebesar 60,81 persen. Hal ini menunjukkan masih banyak ibu hamil mengalami komplikasi kebidanan yang belum ditangani. Untuk Kabupaten Lumajang, Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Bojonegoro dan Kota Madiun mempunyai persentase komplikasi kebidanan yang ditangani tertinggi di Jawa Timur yaitu sebesar 100 persen.


**Gambar 4.7** Persebaran Persentase Persalinan Ditolong Oleh Tenaga Kesehatan di Jawa Timur

Tenaga kesehatan merupakan orang yang sudah ahli dalam membantu persalinan. Apabila terdapat kelainan dapat diketahui dan segera ditolong atau dirujuk ke puskesmas atau rumah sakit. Selain itu persalinan yang ditolong oleh tenaga kesehatan menggunakan peralatan yang aman, bersih dan steril sehingga mencegah terjadinya infeksi dan bahaya kesehatan lainnya. Gambar 4.7 menunjukkan bahwa persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan di Jawa Timur terendah pada Kota Blitar yaitu sebesar 81,53 persen. Untuk Kabupaten Sidoarjo dan Kota Kediri mempunyai persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan tertinggi di Jawa Timur yaitu sebesar 100 persen. Persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan di wilayah Jawa Timur lebih dari 80 persen, hal ini menandakan bahwa keselamatan ibu dan bayi di wilayah Jawa Timur lebih terjamin. Sehingga jumlah tenaga kesehatan di setiap kabupaten/kota Jawa Timur perlu dipertahankan.


**Gambar 4.8** Persebaran Persentase Peserta KB Aktif di Jawa Timur

Peserta KB aktif adalah pasangan usia subur yang sedang menggunakan salah satu cara atau alat kontrasepsi. Seorang wanita setelah persalinan membutuhkan waktu dua sampai tiga tahun untuk dapat memulihkan tubuhnya, dan mempersiapkan diri untuk persalinan berikutnya. Semakin pendek jarak persalinan maka semakin tinggi risiko kematian untuk ibu dan bayi. Oleh karena itu peranan penggunaan alat kontrasepsi pada pasangan usia subur bermanfaat untuk mengendalikan jarak kehamilan untuk memperkecil risiko kematian ibu dan bayi. Gambar 4.8 menunjukkan bahwa Kabupaten Bangkalan dan Kabupaten Magetan berada pada kelompok rendah untuk persentase peserta KB aktif di Jawa Timur yaitu berkisar antara 33,06-70,49 persen. Persentase peserta KB aktif terendah di Jawa Timur yaitu Kabupaten Bangkalan sebesar 33,06 persen. Hal ini menunjukkan masih banyak pasangan usia subur yang belum menggunakan alat kontrasepsi sehingga dikhawatirkan dapat meningkatkan risiko kematian untuk ibu dan bayi. Untuk Kota Probolinggo mempunyai persentase komplikasi kebidanan yang ditangani tertinggi di Jawa Timur yaitu sebesar 100 persen.


**Gambar 4.9** Persebaran Persentase Rumah Tangga Ber-PHBS di Jawa Timur

Perilaku hidup bersih dan sehat adalah semua perilaku kesehatan yang dilakukan atas kesadaran semua anggota keluarga dan masyarakat, sehingga keluarga dan masyarakat itu dapat menolong dirinya sendiri dan berperan aktif dalam kegiatan-kegiatan kesehatan di masyarakat. Gambar 4.9 menunjukkan bahwa Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Trenggalek, Kabupten Tulungagung, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Batu, Kota Pasuruan, Kabupaten Sampang, Kabupaten Pamekasan, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Ngawi dan Kabupaten Situbondo berada pada kelompok rendah untuk persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat di Jawa Timur yaitu berkisar antara 17,14-40,65 persen. Persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat terendah di Jawa Timur yaitu Kabupaten Situbondo sebesar 17,14 persen. Untuk Kota Surabaya mempunyai persentase rumah tangga rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat tertinggi di Jawa Timur sebesar 67,32 persen. Persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat di wilayah Jawa Timur kurang dari 70 persen menunjukkan rendahnya kesadaran masyarakat di wilayah Jawa Timur untuk berperilaku hidup bersih dan sehat. Perilaku hidup yang tidak bersih dan sehat dapat mengganggu kesehatan ibu hamil serta janin dalam kandungan sehingga meningkatkan risiko kematian ibu dan bayi.

## 4.2 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. Sebelum melakukan analisis menggunakan Regresi Poisson Bivariat, antar variabel respon yang digunakan harus memiliki keterkaitan. Selain itu antar variabel prediktor tidak boleh memiliki keterkaitan yang erat. Oleh karena itu sebelum melakukan analisis Regresi Poisson Bivariat, dilakukan pemeriksaan korelasi antar variabel prediktor serta deteksi mutikolinieritas untuk mengetahui apakah terdapat variabel prediktor yang memiliki keterkaitan yang erat.

Terdapat tiga buah model pada Regresi Poisson Bivariat yang dibedakan berdasarkan nilai kovarians jumlah kematian ibu dan bayi. Model pertama merupakan model Regresi Poisson Bivariat dengan nilai kovarians adalah tetap. Pada model pertama nantinya didapatkan dua persamaan serta nilai $\lambda_0$. Persamaan pertama adalah model untuk jumlah kematian ibu yaitu $\lambda_1$= exp ($\beta_{10}$+ $\beta_{11}x_1 + \beta_{12}x_2 + \beta_{13}x_3 + \beta_{14}x_4 + \beta_{15}x_5 + \beta_{16}x_6 + \beta_{17}x_7$). Kemudian persamaan kedua adalah model untuk jumlah kematian bayi yaitu $\lambda_2$= exp($\beta_{20}$+ $\beta_{21}x_1 + \beta_{22}x_2 + \beta_{23}x_3 + \beta_{24}x_4 + \beta_{25}x_5 + \beta_{26}x_6 + \beta_{27}x_7$).

Selanjutnya model kedua adalah model dengan nilai kovarians adalah fungsi dari variabel bebasnya. Pada model kedua akan didapatkan tiga persamaan. Persamaan pertama adalah model untuk jumlah kematian ibu yaitu $\lambda_1$= exp($\beta_{10}$+ $\beta_{11}x_1 + \beta_{12}x_2 + \beta_{13}x_3 + \beta_{14}x_4 + \beta_{15}x_5 + \beta_{16}x_6 + \beta_{17}x_7$). Selanjutnya persamaan kedua adalah model untuk jumlah kematian bayi yaitu $\lambda_2$= exp($\beta_{20}$+ $\beta_{21}x_1 + \beta_{22}x_2 + \beta_{23}x_3 + \beta_{24}x_4 + \beta_{25}x_5 + \beta_{26}x_6 + \beta_{27}x_7$). Sedangkan persamaan ketiga adalah model dengan nilai kovarians adalah fungsi variabel bebasnya yaitu $\lambda_0$= exp($\beta_{00}$+ $\beta_{01}x_1 + \beta_{02}x_2 + \beta_{03}x_3 + \beta_{04}x_4 + \beta_{05}x_5$ +

$\beta_{06}x_6 + \beta_{07}x_7$). Untuk model ketiga adalah model dengan nilai $\lambda_0$ adalah 0 atau dianggap tidak ada hubungan di antara model biasanya disebut dengan model *double poisson*. Pada model ketiga nantinya didapatkan dua persamaan. Persamaan pertama adalah model untuk jumlah kematian ibu yaitu $\lambda_1$= exp($\beta_{10}$+ $\beta_{11}x_1$ + $\beta_{12}x_2$ + $\beta_{13}x_3$ + $\beta_{14}x_4$ + $\beta_{15}x_5$ + $\beta_{16}x_6$ + $\beta_{17}x_7$). Kemudian persamaan kedua adalah model untuk jumlah kematian bayi yaitu $\lambda_2$= exp($\beta_{20}$+ $\beta_{21}x_1$ + $\beta_{22}x_2$ + $\beta_{23}x_3$ + $\beta_{24}x_4$ + $\beta_{25}x_5$ + $\beta_{26}x_6$ + $\beta_{27}x_7$).

### 4.2.1 Pemeriksaan Korelasi dan Multikolinieritas

Kriteria yang harus dipenuhi sebelum melakukan analisis menggunakan Regresi Poisson Bivariat adalah antar variabel respon harus memiliki keterkaitan yang erat dan antar variabel prediktor tidak boleh memiliki keterkaitan yang erat. Pemeriksaan korelasi variabel respon digunakan untuk mengetahui apakah terdapat hubungan antara jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi. Jika terdapat hubungan, maka dapat dilanjutkan pada analisis Regresi Poisson Bivariat. Hubungan antar variabel respon dapat dilihat melalui nilai koefisien korelasi variabel jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi.

**Tabel 4.1** Koefisien Korelasi variabel Respon

| | Jumlah Kematian Ibu | Jumlah Kematian Bayi |
|---|---|---|
| Jumlah Kematian Ibu | 1 | 0,740 |
| Jumlah Kematian Bayi | 0,740 | 1 |

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa nilai koefisien korelasi untuk jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di Jawa Timur tahun 2013 sebesar 0,74. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat keterkaitan yang erat antara jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di Jawa Timur tahun 2013. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan multikolinieritas untuk mengetahui apakah tidak terdapat korelasi yang tinggi antara variabel predikor agar nantinya taksiran parameter regresi yang dihasilkan tidak mempunyai error

yang besar. Multikolinieritas dapat diketahui melalui nilai koefisien korelasi Pearson antar variabel prediktor yang tinggi serta melalui nilai *Variance Inflation Factors* (VIF) yang lebih dari 10.

**Tabel 4.2** Nilai Korelasi Antar Variabel Prediktor

| | $X_1$ | $X_2$ | $X_3$ | $X_4$ | $X_5$ | $X_6$ | $X_7$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $X_1$ | 1 | 0,722 | 0,385 | -0,090 | 0,777 | -0,024 | 0,128 |
| $X_2$ | 0,722 | 1 | 0,475 | -0,113 | 0,867 | -0,178 | 0,364 |
| $X_3$ | 0,385 | 0,475 | 1 | 0,057 | 0,385 | 0,140 | 0,254 |
| $X_4$ | -0,090 | -0,113 | 0,057 | 1 | -0,014 | 0,362 | -0,062 |
| $X_5$ | 0,777 | 0,867 | 0,385 | -0,014 | 1 | -0,217 | 0,343 |
| $X_6$ | -0,024 | -0,178 | 0,140 | 0,362 | -0,217 | 1 | -0,140 |
| $X_7$ | 0,128 | 0,364 | 0,254 | -0,062 | 0,343 | -0,140 | 1 |

Tabel 4.2 menunjukkan nilai korelasi terbesar pada variabel $X_2$ dan $X_5$ yaitu 0,867. Hal ini menunjukkan bahwa antara persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 dan persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan mempunyai keterkaitan yang erat. Semakin tinggi persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 maka semakin tinggi pula persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan di Jawa Timur. Nilai korelasi terendah pada variabel $X_4$ dan $X_5$ yaitu -0,014. Hal ini menunjukkan semakin tinggi persentase komplikasi kebidanan yang ditangani memiliki keterkaitan yang kecil dengan turunnya persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan. Terdapat beberapa nilai korelasi yang cukup besar antar variabel prediktor, namun nilai tersebut masih tidak lebih dari ±0,95. Sehingga berdasarkan nilai korelasi Pearson antar variabel prediktor dapat ditarik kesimpulan tidak terdeteksi adanya multikolinieritas.

**Tabel 4.3** Nilai VIF Setiap Variabel

| Variabel Respon | Variabel Prediktor | $R^2$ | VIF |
|---|---|---|---|
| $X_1$ | $X_2$, $X_3$, $X_4$, $X_5$, $X_6$, $X_7$ | 0,677 | 3,096 |
| $X_2$ | $X_1$, $X_3$, $X_4$, $X_5$, $X_6$, $X_7$ | 0,792 | 4,808 |
| $X_3$ | $X_1$, $X_2$, $X_4$, $X_5$, $X_6$, $X_7$ | 0,298 | 1,425 |
| $X_4$ | $X_1$, $X_2$, $X_3$, $X_5$, $X_6$, $X_7$ | 0,222 | 1,285 |
| $X_5$ | $X_1$, $X_2$, $X_3$, $X_4$, $X_6$, $X_7$ | 0,832 | 5,952 |
| $X_6$ | $X_1$, $X_2$, $X_3$, $X_4$, $X_5$, $X_7$ | 0,285 | 1,399 |
| $X_7$ | $X_1$, $X_2$, $X_3$, $X_4$, $X_5$, $X_6$ | 0,216 | 1,276 |

Nilai $R^2$ merupakan *R-square* hasil regresi antara variabel $X_i$ dengan variabel prediktor lainnya. Tabel 4.3 menunjukkan bahwa nilai VIF untuk setiap variabel prediktor tidak lebih dari 10, sehingga berdasarkan nilai VIF dapat ditarik kesimpulan bahwa tidak terdeteksi adanya multikolinieritas antar variabel prediktor. Oleh karena itu dapat dilanjutkan pada analisis menggunakan Regresi Poisson Bivariat.

### 4.2.2 Estimasi Parameter Regresi Poisson Bivariat Menggunakan Algoritma EM

Regresi Poisson Bivariat merupakan metode yang sering digunakan untuk memodelkan sepasang *count data* yang memiliki korelasi. Untuk mendapatkan model Regresi Poisson Bivariat, terlebih dahulu menghitung estimasi parameter Regresi Poisson Bivariat menggunakan algoritma EM yang terdiri atas k-iterasi. Sampai saat ini prosedur estimasi ML yang rumit telah disederhanakan dengan menggunakan algoritma EM. Algoritma EM cenderung mudah diterapkan karena berstandarkan pada perhitungan data lengkap. Algoritma EM terdiri atas dua tahapan, pertama tahap ekspektasi yaitu menghitung nilai ekspektasi bersyarat dari data lengkap *loglikelihood* menggunakan persamaan (2.27). Kemudian tahap maksimisasi, menghitung nilai estimasi dari parameter $\boldsymbol{\beta}$ dengan memaksimalkan nilai ekspektasi dari data lengkap *loglikelihood* yang didapatkan pada tahap ekspektasi menggunakan persamaan (2.28).

Untuk menghitung estimasi parameter Regresi Poisson Bivariat menggunakan algoritma EM, pada iterasi pertama menghitung nilai ekspektasi dari data jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi terlebih dahulu. Kemudian menghitung nilai estimasi dari parameter $\boldsymbol{\beta}$ dengan memaksimalkan nilai ekspektasi data jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi. Untuk iterasi kedua, menghitung nilai ekspektasi bersyarat dari data jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi menggunakan nilai estimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$ yang didapatkan pada tahap maksimisasi iterasi pertama. Setelah mendapat nilai ekspektasi dari iterasi kedua, selanjutnya pada tahap-M untuk iterasi kedua, menghitung nilai estimasi dari parameter $\boldsymbol{\beta}$ dengan memaksimalkan nilai ekspektasi yang didapatkan pada tahap-E iterasi kedua. Iterasi untuk mendapatkan nilai estimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$ terus dilakukan sampai iterasi ke-k dimana telah memenuhi kondisi nilai estimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$ konvergen. Nilai estimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$ yang telah konvergen digunakan untuk pembentukan model Regresi Poisson Bivariat.

Pada penelitian ini iterasi yang digunakan untuk estimasi parameter dengan algoritma EM sebanyak 300 iterasi kemudian diperoleh satu nilai estimasi yang telah konvergen untuk setiap parameter. Hal ini menyebabkan penghitungan *standard error* parameter tidak dapat dilakukan. Menurut Karlis dan Ntzoufras, untuk mempermudah mendapatkan estimasi *standard error* pada analisis Regresi Poisson Bivariat guna pengujian signifikansi parameter, dilakukan estimasi standar error menggunakan metode *bootstrap.* Metode *bootstrap* merupakan metode yang digunakan untuk mengestimasi suatu distribusi populasi yang tidak diketahui yang diperoeh dari proses penarikan sampel yang dilakukan secara berulang-ulang.

### 4.2.3 Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Kovarians Tetap

Pengujian parameter secara serentak dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat minimal satu variabel yang berpengaruh terhadap model yang dihasilkan. Hipotesis yang digunakan untuk uji serentak pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

$H_0$: $\beta_{j1} = \beta_{j2} = \cdots = \beta_{j7} = 0$

$H_1$: paling sedikit ada satu $\beta_{jl} \neq 0; j = 1,2; l = 1,2,\cdots,7$

Berdasarkan hasil pemodelan Regresi Poisson Bivariat didapatkan nilai devians sebesar 2371,818 dengan tingkat signifikansi 5% di-dapatkan $\chi^2{}_{(14;0,05)}$= 23,6848. Karena nilai devians lebih besar dari $\chi^2{}_{(14;0,05)}$ maka didapatkan keputusan tolak $H_0$. Sehingga didapatkan kesimpulan paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

**Tabel 4.4** Estimasi Parameter Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Kovarians Tetap

| Parameter | Jumlah Kematian Ibu ($\lambda_1$) | | Jumlah Kematian Bayi ($\lambda_2$) | |
|---|---|---|---|---|
| | Estimasi | SE | Estimasi | SE |
| $\beta_0$ | -8,642 | 179,870 | 3,775 | 0,348 |
| $\beta_1$ | -0,015 | 1,788 | 0,002 | 0,005 |
| $\beta_2$ | -0,242 | 3,138 | -0,095 | 0,005 |
| $\beta_3$ | 0,090 | 1,926 | 0,036 | 0,003 |
| $\beta_4$ | -0,028 | 0,578 | -0,010 | 0,002 |
| $\beta_5$ | 0,255 | 3,973 | 0,068 | 0,007 |
| $\beta_6$ | 0,025 | 0,781 | 0,006 | 0,001 |
| $\beta_7$ | 0,036 | 1,017 | 0,007 | 0,001 |

Tabel 4.4 menunjukkan nilai estimasi parameter dari jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi. Untuk nilai estimasi parameter kovarians antara jumlah kematian ibu dan bayi berdasarkan analisis didapatkan sebesar 2,577 dan *standard error* sebesar 0,192 Model yang didapatkan dari hasil penaksiran parameter Regresi Poisson Bivariat untuk jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_1^* = \exp\left(-8,642 - 0,015x_1 - 0,242x_2 + 0,090x_3 - 0,028x_4 + 0,255x_5 + 0,025x_6 + 0,036x_7\right)$$

$$\hat{\lambda}_2^* = \exp\left(3,775 + 0,002x_1 - 0,095x_2 + 0,036x_3 - 0,010x_4 + 0,068x_5 + 0,006x_6 + 0,007x_7\right)$$

$$\hat{\lambda}_0 = \exp\left(2,577\right)$$

Kovarians antar variabel respon bernilai exp(2,577) = 13,158 tidak sama dengan nol, hal ini menunjukkan bahwa jumlah kematian ibu dan jumah kematian bayi saling berkaitan. Pada model jumlah kematian ibu menunjukkan bahwa apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 bertambah 1% maka akan menurunkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(-0,015) = 0,985 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila vari-abel lain tidak dilibatkan dalam model. Apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 bertambah 1% maka akan menurunkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(-0,242) = 0,785 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Hal ini juga berarti untuk variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani. Apabila variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani bertambah 1% maka akan menurunkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(-0,028) = 0,972 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

Terdapat hal yang berkebalikan dengan teori kesehatan pada variabel persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat. Apabila persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp (0,090) = 1,094 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Apabila variabel persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(0,260) = 1,297 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Untuk variabel persentase peserta KB aktif apabila bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp (0,026) = 1,026 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya apabila variabel persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(0,037) = 1,038 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Keempat hal tersebut menunjukkan bahwa semakin tinggi persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif dan persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat dapat meningkatkan kematian ibu di Jawa Timur.

Pada model jumlah kematian bayi menunjukkan bahwa apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 bertambah 1% maka akan menurunkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(-0,095) = 0,909 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Apabila variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani bertambah 1% maka akan menurunkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(-0,010) = 0,990 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

Hal yang berbeda pada variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1, persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat. Apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,002) = 1,002 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya apabila persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,036) = 1,037 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Hal ini juga berlaku untuk variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani. Apabila variabel persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp (0,068) = 1,070 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Untuk variabel persentase peserta KB aktif apabila bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,006) = 1,006 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya apabila variabel persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,007) = 1,007 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Kelima hal tersebut menunjukkan bahwa semakin tinggi persentase kunjungan ibu hamil dengan K1, persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat dapat meningkatkan kematian bayi di Jawa Timur. Hal tersebut berkebalikan dengan teori kesehatan, karena kelima variabel tersebut merupakan upaya untuk menekan jumlah kematian bayi.

### 4.2.4 Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Kovarians adalah Fungsi Variabel Bebas

Model kedua Regresi Poisson Bivariat adalah model dengan nilai kovarians merupakan fungsi dari variabel bebas. Berdasarkan hasil pemodelan Regresi Poisson Bivariat didapatkan nilai devians sebesar 2335,008 dengan tingkat signifikansi 5% didapat kan $\chi^2_{(21;0,05)}$ = 32,6706. Karena nilai devians lebih besar dari $\chi^2_{(21;0,05)}$ maka didapatkan keputusan tolak $H_0$. Sehingga didapatkan kesimpulan paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon.

**Tabel 4.5** Estimasi Parameter Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Kovarians adalah Fungsi Variabel Bebas

| Parameter | Jumlah Kematian Ibu ($\lambda_1$) | | Jumlah Kematian Bayi ($\lambda_2$) | | ($\lambda_0$) | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | Estimasi | SE | Estimasi | SE | Estimasi | SE |
| $\beta_0$ | -6,048 | 401,298 | 3,994 | 0,396 | -1,160 | 2,035 |
| $\beta_1$ | -5,966 | 10,499 | 0,001 | 0,005 | 0,032 | 0,030 |
| $\beta_2$ | -4,134 | 6,603 | -0,091 | 0,005 | -0,066 | 0,022 |
| $\beta_3$ | 1,501 | 3,402 | 0,035 | 0,004 | 0,046 | 0,015 |
| $\beta_4$ | -1,229 | 2,254 | -0,010 | 0,002 | -0,005 | 0,009 |
| $\beta_5$ | 7,538 | 9,572 | 0,065 | 0,007 | 0,027 | 0,032 |
| $\beta_6$ | 1,188 | 2,592 | 0,006 | 0,002 | 0,004 | 0,007 |
| $\beta_7$ | 1,762 | 2,331 | 0,006 | 0,001 | 0,009 | 0,008 |

Tabel 4.5 menunjukkan nilai estimasi parameter dari jumlah kematian ibu, jumlah kematian bayi serta kovarians antara jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi. Model yang didapatkan dari hasil penaksiran prameter Regresi Poisson Bivariat untuk jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_1^* = \exp\left(-6,048 - 5,966x_1 - 4,134x_2 + 1,501x_3 - 1,229x_4 + 7,538x_5 + 1,188x_6 + 1,762x_7\right)$$

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

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

Pada model jumlah kematian ibu menunjukkan bahwa rata-rata jumlah kematian ibu akan turun sebesar exp(-5,966) = 0,003 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 bertambah 1% dan variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Kemudian rata-rata jumlah kematian ibu akan turun yaitu sebesar exp(-4,134) = 0,016 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 bertambah 1% dan variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya apabila variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani bertambah 1% akan menurunkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(-1,229) = 0,293 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

Menurut model yang telah diperoleh diketahui variabel persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat akan menyebabkan kenaikan rata-rata jumlah kematian ibu di Jawa Timur tahun 2013. Rata-rata jumlah kematian ibu akan meningkat sebesar exp(1,501) = 4,486 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 bertambah 1% dan variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya rata-rata jumlah kematian ibu akan meningkat sebesar exp(7,538) = 187,070 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan bertambah 1% serta variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Untuk variabel persentase peserta KB aktif apabila bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(1,100) = 3,004 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Kemudian apabila variabel persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(1,762) = 5,824 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Keempat hal tersebut menunjukkan semakin tinggi persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif dan persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat dapat meningkatkan kematian ibu di Jawa Timur. Hal tersebut berkebalikan dengan teori kesehatan, karena keempat variabel tersebut merupakan upaya untuk menekan jumlah kematian ibu.

Pada model jumlah kematian bayi menunjukkan bahwa rata-rata jumlah kematian bayi akan turun sebesar exp(-0,091) = 0,913 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 bertambah 1% dan variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya rata-rata jumlah kematian bayi akan turun sebesar exp(-0,010) = 0,990 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani bertambah 1% dan variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

Untuk variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1, persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat pada penelitian ini meningkatkan jumlah kematian bayi di Jawa Timur. Rata-rata jumlah kematian bayi akan meningkat sebesar exp(0,001) = 1,001 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 bertambah 1% dan variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya apabila persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,035) = 1,036 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Hal ini juga berlaku untuk variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani. Apabila variabel persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,065) = 1,067 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Untuk variabel persentase peserta KB aktif apabila bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi yaitu sebesar exp (0,006) = 1,006 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya apabila variabel persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,006) = 1,006 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Kelima variabel tersebut berkebalikan dengan teori kesehatan, karena kelima variabel tersebut merupakan upaya untuk menekan jumlah kematian bayi.

### 4.2.5 Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Tidak Ada Hubungan Antara Kematian Ibu dan Bayi

Berdasarkan hasil pemodelan Regresi Poisson Bivariat didapatkan nilai devians sebesar 2488,524 dengan tingkat signifikansi 5% didapatkan $\chi^2_{(14;0,05)}$ = 23,6848. Karena nilai devians lebih besar dari $\chi^2_{(14;0,05)}$ maka didapatkan keputusan tolak $H_0$. Sehingga diperoleh kesimpulan paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon.

**Tabel 4.6** Estimasi Parameter Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Tidak Ada Hubungan Antara Kematian Ibu dan Bayi

| Parameter | Jumlah Kematian Ibu ($\lambda_1$) | | Jumlah Kematian Bayi ($\lambda_2$) | |
|---|---|---|---|---|
| | Estimasi | SE | Estimasi | SE |
| $\beta_0$ | -0,566 | 0,970 | 3,798 | 0,303 |
| $\beta_1$ | 0,021 | 0,014 | 0,004 | 0,005 |
| $\beta_2$ | -0,066 | 0,013 | -0,089 | 0,004 |
| $\beta_3$ | 0,043 | 0,009 | 0,036 | 0,003 |
| $\beta_4$ | -0,004 | 0,004 | -0,009 | 0,002 |
| $\beta_5$ | 0,033 | 0,021 | 0,060 | 0,007 |
| $\beta_6$ | 0,005 | 0,004 | 0,006 | 0,001 |
| $\beta_7$ | 0,011 | 0,003 | 0,007 | 0,001 |

Tabel 4.6 menunjukkan nilai estimasi parameter dari jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi. Model yang didapatkan

dari hasil penaksiran prameter Regresi Poisson Bivariat untuk jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi adalah sebagai berikut.

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

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

Pada model jumlah kematian ibu menunjukkan bahwa rata-rata jumlah kematian ibu akan turun sebesar exp(-0,066) = 0,936 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 bertambah 1% serta variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya apabila variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani bertambah 1% maka akan menurunkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(-0,004) = 0,996 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

Sedangkan untuk variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1, persentase ibu hamil yang medapat tablet Fe3, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat justru menyebabkan peningkatan rata-rata jumlah kematian ibu. Apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(0,021) = 1,021 kali dari rata- rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Rata-rata jumlah kematian ibu dapat meningkat sebesar exp(0,043) = 1,044 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 bertambah 1% serta variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Apabila variabel persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(0,033) = 1,034 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Untuk variabel persentase peserta KB aktif apabila bertambah 1%, dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(0,005) = 1,005 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya apabila variabel persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar exp(0,011) = 1,011 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

Kemudian pada model jumlah kematian bayi menunjukkan apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 bertambah 1% maka akan menurunkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(-0,089) = 0,915 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Apabila variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani bertambah 1% maka akan menurunkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(-0,009) = 0,991 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

Pada variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1, persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat tidak sesuai dengan teori kesehatan karena menyebabkan kenaikan pada rata-rata jumlah kematian bayi. Apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,004) = 1,021 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya rata-rata jumlah kematian bayi mengalami peningkatan sebesar exp(0,036) = 1,037 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 bertambah 1% dan variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Hal ini juga berlaku untuk variabel persentase komplikasi kebidanan yang ditangani. Apabila variabel persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp (0,060) = 1,062 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Untuk variabel persentase peserta KB aktif apabila bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,006) = 1,006 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Selanjutnya apabila variabel persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat bertambah 1% maka dapat meningkatkan rata-rata jumlah kematian bayi sebesar exp(0,007) = 1,007 kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

## 4.3 Faktor yang Berpengaruh Secara Signifikan pada Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Bayi

Setelah mendapatkan model Regresi Poisson Bivariat, selanjutnya dilakukan pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Hipotesis yang digunakan untuk uji parsial pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

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

$H_1$: $\beta_{jl} \neq 0; j = 1,2; l = 1,2,\cdots,7$

Pengujian ini menggunakan statistik uji Z yang merupakan nilai estimasi dibagi dengan nilai standar errornya. Kemudian dengan taraf signifikansi 5% nilai Z dibandingkan dengan nilai $Z_{(0,05/2)}$= 1,96. $H_0$ akan ditolak apabila nilai dari |Z| lebih besar dari $z_{\alpha/2}$.

### 4.3.1 Faktor yang Berpengaruh Secara Signifikan Untuk Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Kovarians Tetap

Hasil pengujian parsial dari Regresi Poisson Bivariat untuk model pertama yaitu model Regresi Poisson Bivariat dengan nilai kovarians tetap disajikan pada Tabel 4.7 sebagai berikut.

**Tabel 4.7** Nilai $Z_{hitung}$ Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Kovarians Tetap

| Parameter | Jumlah Kematian Ibu ($\lambda_1$) | Jumlah Kematian Bayi ($\lambda_2$) |
|---|---|---|
| $\beta_0$ | -0,048 | 10,862* |
| $\beta_1$ | -0,008 | 0,482 |
| $\beta_2$ | -0,077 | -19,957* |

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

**Tabel 4.7** Nilai $Z_{hitung}$ Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Kovarians Tetap (Lanjutan)

| Parameter | Jumlah Kematian Ibu ($\lambda_1$) | Jumlah Kematian Bayi ($\lambda_2$) |
|---|---|---|
| $\beta_3$ | 0,047 | 10,476* |
| $\beta_4$ | -0,048 | -6,145* |
| $\beta_5$ | 0,064 | 9,287* |
| $\beta_6$ | 0,032 | 4,218* |
| $\beta_7$ | 0,036 | 6,758* |

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa untuk model jumlah kematian ibu semua variabel prediktor memiliki nilai |Z| yang lebih kecil dari 1,96 sehingga dapat dijelaskan bahwa semua variabel prediktor tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Sedangkan untuk model jumlah kematian bayi semua variabel prediktor memiliki nilai |Z| yang lebih besar dari 1,96 kecuali variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 ($X_1$). Dapat dijelaskan bahwa variabel 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 berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi. Untuk kovarians antara jumlah kematian ibu dan bayi, diperoleh nilai Z sebesar 13,435. Nilai tersebut lebih besar dari 1,96, sehingga dapat dijelaskan kovarians jumlah kematian ibu dan bayi berpengaruh signifikan.

### 4.3.2 Faktor yang Berpengaruh Secara Signifikan Untuk Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Kovarians adalah Fungsi Variabel Bebas

Hasil pengujian parsial dari Regresi Poisson Bivariat untuk model kedua yaitu model Regresi Poisson Bivariat dengan nilai $\lambda_0$ adalah fungsi dari variabel bebas disajikan pada Tabel 4.10 sebagai berikut.

**Tabel 4.8** Nilai $Z_{hitung}$ Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Kovarians adalah Fungsi Variabel Bebas

| Parameter | Jumlah Kematian Ibu ($\lambda_1$) | Jumlah Kematian Bayi ($\lambda_2$) | ($\lambda_0$) |
|---|---|---|---|
| $\beta_0$ | -0,015 | 10,083* | -0,570 |
| $\beta_1$ | -0,568 | 0,218 | 1,071 |
| $\beta_2$ | -0,626 | -19,187* | -2,969* |
| $\beta_3$ | 0,441 | 9,649* | 3,144* |
| $\beta_4$ | -0,545 | -5,637* | -0,606 |
| $\beta_5$ | 0,787 | 8,780* | 0,866 |
| $\beta_6$ | 0,458 | 3,526* | 0,537 |
| $\beta_7$ | 0,756 | 5,676* | 1,102 |

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Tabel 4.8 menunjukkan nilai Z yang didapat untuk masing-masing variabel prediktor. Untuk model jumlah kematian ibu ($\lambda_1$) semua variabel prediktor memiliki nilai |Z| yang lebih kecil dari 1,96 sehingga diketahui semua variabel prediktor tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Sedangkan untuk model jumlah kematian bayi ($\lambda_2$) hanya variabel variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 ($X_1$) yang memiliki nilai |Z| yang lebih kecil dari 1,96. Sehingga diketahui variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi. Namun variabel 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 berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi.

Untuk model kovarians adalah fungsi variabel bebas, diketahui variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 ($X_2$) dan persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 ($X_3$) memiliki nilai |Z| yang lebih besar dari 1,96 adalah. Sehingga dapat dijelaskan bahwa 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. Berdasarkan hasil ketiga model tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa 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 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.

### 4.3.3 Faktor yang Berpengaruh Secara Signifikan Untuk Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Tidak Ada Hubungan Antara kematian Ibu dan Bayi

Hasil pengujian parsial dari Regresi Poisson Bivariat untuk model ketiga yaitu model Regresi Poisson Bivariat diasumsikan tidak ada hubungan antara kematian ibu dan bayi disajikan pada Tabel 4.9 sebagai berikut.

**Tabel 4.9** Nilai $Z_{hitung}$ Model Regresi Poisson Bivariat Diasumsikan Tidak Ada Hubungan Antara Kematian Ibu dan Bayi

| Parameter | Jumlah Kematian Ibu ($\lambda_1$) | Jumlah Kematian Bayi ($\lambda_2$) |
|---|---|---|
| $\beta_0$ | -0,584 | 12,515* |
| $\beta_1$ | 1,458 | 0,965 |
| $\beta_2$ | -5,074* | -21,704* |
| $\beta_3$ | 4,865* | 11,653* |
| $\beta_4$ | -0,945 | -6,055* |
| $\beta_5$ | 1,586 | 9,264* |
| $\beta_6$ | 1,180 | 4,164* |
| $\beta_7$ | 3,863* | 7,316* |

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Tabel 4.9 menunjukkan nilai Z yang didapat untuk masing-masing variabel prediktor. Untuk model jumlah kematian ibu ($\lambda_1$) variabel prediktor yang memiliki nilai |Z| yang lebih besar dari 1,96 adalah persentase kunjungan ibu hamil dengan K4 ($X_2$), persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 ($X_3$) dan persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat ($X_7$). Sehingga variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu adalah persentase kunjungan ibu hamil dengan K4, persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3 dan persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat. Sedangkan untuk model jumlah kematian bayi ($\lambda_2$) semua variabel prediktor memiliki nilai |Z| yang lebih besar dari 1,96 kecuali variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 ($X_1$). Dapat dijelaskan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap 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.

## 4.4 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. Selain melakukan perbandingan ketiga model Regresi Poisson Bivariat, hasil dari penelitian ini juga dibandingkan dengan penelitian sebelumnya.

**Tabel 4.5** Kriteria Kebaikan Model

| Peneliti | Model Pertama | Model Kedua | Model Ketiga |
|---|---|---|---|
| Elvira (2013) | 2597,114 | - | - |
| Nina (2014) | - | 1930,4278 | - |
| Indi (2015) | 2405,8183 | 2383,0074 | 2520,5239 |

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa nilai AIC model kedua Regresi Poisson Bivariat pada penelitian ini lebih kecil dari pada nilai AIC dari model pertama dan ketiga. Sehingga dapat ditarik kesimpulan berdasarkan data dinas kesehatan tahun 2013, untuk pemodelan kasus jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di Jawa Timur lebih disarankan menggunakan model kedua yaitu model dengan nilai kovarians adalah fungsi dari variabel bebas-

nya. Selanjutnya diketahui bahwa nilai AIC terkecil dari penelitian yang telah dilakukan adalah pada model kedua dimana merupakan hasil penelitian dari Nina pada tahun 2014 yaitu sebesar 1930,4278. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model hasil analisis pada penelitian ini masih belum baik. Hal ini diperkirakan karena variabel prediktor yang digunakan pada penelitian ini yaitu tahun 2013 mengalami peningkatan dibandingkan variabel prediktor yang digunakan pada penelitian sebelumnya yaitu pada tahun 2011 dan tahun 2012. Sedangkan untuk jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi mulai tahun 2011, 2012 dan 2013 rata-ratanya tidak berbeda jauh. Sehingga hal tersebut mengakibatkan nilai AIC yang dihasilkan pada penelitian ini lebih besar dibndingkan penelitian sebelumnya.

### 4.5 Pengujian *Overdispersion* atau *Undersipersion*

Setelah didapatkan nilai AIC sebesar 2383,0074 untuk model kedua, diketahui nilai ini cukup besar. Sehingga diduga terjadi kasus *overdispersion* atau *underdispersion* yang menyebabkan tingkat kesalahan yang dihasilkan model cukup besar. Pada penelitian-penelitian sebelumnya tidak dilakukan deteksi *overdispersion* atau *underdispersion*. Pada penelitian ini, untuk memastikan terjadinya kasus *overdispersion* atau *underdispersion* dilakukan pengujian menggunakan uji *Lagrange Multiplier*. Hipotesis yang digunakan untuk uji *Lagrange Multiplier* pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

$H_0 : \theta = 0$

$H_1 : \theta > 0$

Pengujian ini menggunakan statistik uji $T_{LM}$, kemudian dengan taraf signifikansi 5% nilai $T_{LM}$ dibandingkan dengan nilai $Z_{(0,05/2)}$= 1,96. $H_0$ akan ditolak apabila nilai dari | $T_{LM}$ | lebih besar dari $Z_{\alpha/2}$. Apabila nilai $T_{LM}$ lebih besar dari $Z_\alpha$ maka terjadi kasus *overdispersion* sedangan jika nilai $T_{LM}$ lebih kecil dari $Z_\alpha$ maka terjadi kasus *underdispersion*.

Pada penelitian ini dilakukan uji *Lagrange Multiplier* untuk setiap variabel respon. Untuk variabel respon jumlah kematian ibu didapatkan nilai $T_{LM}$ sebesar 41,78. Nilai ini lebih besar dari $Z_{(0,05/2)}$= 1,96, sehingga dapat diketahui bahwa terjadi kasus *overdispersion* atau *underdispersion* dengan variabel respon jumah kematian ibu. Selanjutnya pada variabel respon jumlah kematian bayi diperoleh nilai $T_{LM}$ sebesar 1112,25. Diketahui bahwa dengan variabel respon jumah kematian bayi juga terjadi kasus *overdispersion* atau *underdispersion*. Nilai $T_{LM}$ untuk variabel jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi lebih besar dari $Z_{(0,05)}$= 1,64. Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa terjadi kasus *overdispersion* pada penelitian ini.

## 4.6 Perbaikan Kasus *Overdispersion* Secara Univariat

Pada penelitian ini, perbaikan kasus *overdispersion* diakukan menggunakan metode Regresi Binomial Negatif dan Regresi *Poisson Overdispersion* secara univariat, karena peneliti belum menemukan program untuk mengatasi kasus *overdispersion* dengan respon bivariat. Pada penelitian ini setelah dilakukan analisis secara univariat, diperoleh nilai koefisien untuk setiap parameter. Model yang didapatkan dari hasil penaksiran parameter Regresi Binomial Negatif untuk jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_1 = \exp\left(-0,593 + 0,019x_1 - 0,068x_2 + 0,044x_3 - 0,005x_4 + 0,034x_5 + 0,006x_6 + 0,011x_7\right)$$

$$\hat{\lambda}_2 = \exp\left(3,799 + 0,004x_1 - 0,088x_2 + 0,036x_3 - 0,009x_4 + 0,060x_5 + 0,006x_6 + 0,007x_7\right)$$

Tanda koefisien parameter hasil analisis Regresi Binomial Negatif secara univariat untuk model jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi sama dengan tanda koefisien parameter menggunakan Regresi Poisson Bivariat. Sedangkan nilai koefisien hasil analisis kedua metode tersebut tidak jauh berbeda. Kemudian model hasil penaksiran parameter Regresi *Poisson Overdispersion* untuk jumlah kematian ibu bayi adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_1 = \exp\left(-0,566 + 0,0219x_1 - 0,066x_2 + 0,043x_3 - 0,004x_4 + 0,033x_5 + 0,005x_6 + 0,011x_7\right)$$

$$\hat{\lambda}_2 = \exp\left(3,799 + 0,004x_1 - 0,089x_2 + 0,036x_3 - 0,009x_4 + 0,060x_5 + 0,006x_6 + 0,007x_7\right)$$

Model Regresi *Poisson Overdispersion* menunjukkan bahwa tanda koefisien parameter untuk model jumlah kematian ibu dan bayi sama dengan tanda koefisien parameter pada Regresi Poisson Bivariat dan Regresi Binomial Negatif secara univariat. Sedangkan nilai koefisien parameter ketiga metode tersebut berbeda sedikit. Selanjutnya dilakukan penghitungan *error* dari model yang dihasilkan secara univariat berdasarkan nilai koefisien yang telah diperoleh. Rata-rata dan simpangan baku dari *error* respon setiap model disajikan pada Tabel 4.11 sebagai berikut.

**Tabel 4.11** Nilai Rata-rata dan Simpangan Baku *Error* Respon Setiap Model

| Variabel Respon | Metode | Rata-rata | Simpangan Baku |
|---|---|---|---|
| Jumlah Kematian Ibu | Poisson Bivariat | 74,6001 | 35,357 |
| | Binomial Negatif | 14,275 | 11,085 |
| | *Poisson Overdispersion* | 14,303 | 11,093 |
| Jumlah Kematian Bayi | Poisson Bivariat | 147,535 | 98,786 |
| | Binomial Negatif | 147,437 | 98,789 |
| | *Poisson Overdispersion* | 147,501 | 98,790 |

Tabel 4.11 menunjukkan nilai rata-rata untuk *error* respon setiap model jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi pada Regresi Poisson Bivariat lebih besar dari pada Regresi Binomial Negatif dan Regresi *Poisson Overdispersion*. Begitu pula untuk simpangan baku pada model jumlah kematian ibu dengan Regresi Poisson Bivariat lebih besar dari pada Regresi Binomial Negatif dan Regresi *Poisson Overdispersion*. Simpangan baku jumlah kematian bayi pada Regresi Poisson Bivariat paling kecil diantara Regresi Binomial Negatif dan Regresi *Poisson Overdispersion* namun simpangan baku untuk ketiga metode tersebut tidak berbeda jauh. Berdasarkan deskripsi nilai rata-rata dan simpangan baku pada Tabel 4.11 dapat dikatakan bahwa model jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi menggunakan analisis Regresi Poisson Bivariat masih belum cukup baik dibandingkan dengan Regresi Binomial Negatif dan Regresi *Poisson Overdispersion* secara univariat. Hal ini dikarenakan nilai rata-rata dan simpangan baku *error* model pada Regresi Poisson Bivariat lebih besar dibandingkan Regresi Binomial Negatif dan Regresi *Poisson Overdispersion*. Model jumlah kematian ibu dan bayi terbaik adalah menggunakan Regresi Binomial Negatif karena memiliki rata-rata dan simpangan baku *error* respon terkecil.

# BAB V
# KESIMPULAN DAN SARAN

## 5.1 Kesimpulan

1. Jumlah kematian ibu tertinggi sebanyak 49 jiwa terjadi di Kota Surabaya sedangkan terendah sebanyak 1 jiwa terjadi di Kota Blitar, Kota Mojokerto serta Kota Batu. Untuk jumlah kematian bayi tertinggi yaitu sebanyak 420 jiwa terjadi di Kabupaten Jember sedangkan terendah sebanyak 1 jiwa terjadi di Kota Batu. Diantara variabel prediktor yang digunakan, variabel yang perlu mendapat perhatian khusus adalah variabel persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat. Hal ini disebabkan, pada peta tematik variabel persentase peserta KB aktif, diketahui bahwa bahwa Kabupaten Bangkalan dan Kabupaten Magetan berada pada kelompok rendah untuk persentase peserta KB aktif di Jawa Timur yaitu berkisar antara 33,06-70,49 persen. Rendahnya angka tersebut menunjukkan masih banyak pasangan usia subur yang belum menggunakan alat kontrasepsi sehingga dikhawatirkan dapat meningkatkan risiko kematian untuk ibu dan bayi. Sedangkan peta tematik untuk variabel persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat, menunjukkan bahwa Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Probolinggo, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Batu, Kota Pasuruan, Kabupaten Sampang, Kabupaten Ngawi, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Pamekasan dan Kabupaten Situbondo berada pada kelompok rendah untuk persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat di Jawa Timur yaitu berkisar antara 17,14-40,65 persen. Hal ini menunjukkan rendahnya kesadaran masyarakat di wilayah Jawa Timur untuk berperilaku hidup bersih dan sehat. Sehingga dikhawatirkan dapat mengganggu kesehatan ibu hamil serta janin dalam kandungan sehingga meningkatkan risiko kematian ibu dan bayi.

2. Berdasarkan hasil dari ketiga model menggunakan analisis Regresi Poisson Bivariat diperoleh nilai kebaikan model yang berbeda-beda, model terbaik adalah model Regresi Poisson Bivariat diasumsikan kovarians adalah fungsi variabel bebas dengan nilai AIC sebesar 2383,0074. Model Regresi Poisson Bivariat diasumsikan kovarians adalah fungsi dari variabel bebas sebagai berikut.
$$\hat{\lambda}_1^* = \exp\left(-15,250 - 6,081x_1 - 4,317x_2 + 1,573x_3 - 1,250x_4 + 7,840x_5 + 1,216x_6 + 1,787x_7\right)$$
$$\hat{\lambda}_2^* = \exp\left(3,994 + 0,001x_1 - 0,091x_2 + 0,035x_3 - 0,010x_4 + 0,065x_5 + 0,006x_6 + 0,006x_7\right)$$
$$\hat{\lambda}_0 = \exp\left(-1,160 + 0,032x_1 - 0,066x_2 + 0,046x_3 - 0,005x_4 + 0,027x_5 + 0,004x_6 + 0,009x_7\right)$$
Pada model jumlah kematian ibu, apabila persentase kunjungan ibu hamil dengan K1 bertambah 1% maka akan menurunkan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar 0,003 kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model dengan asumsi variabel yang lain tetap. Begitu pula untuk variabel yang lain.
3. Berdasarkan hasil signifikansi parameter model Regresi Poisson Bivariat dengan diasumsikan kovarians adalah fungsi variabel bebas, menunjukkan bahwa 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. Kovarians antara jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi tergantung pada variabel prediktor.
4. Karena belum tersedia *software* dan waktu yang tidak mencukupi untuk menyusun program Regrsi Binomial Negatif Bivariat, maka model perbaikan yang dilakukan adalah Regresi Univariat Binomial Negatif dan Regresi Univariat Poisson *Overdispersion*. Digunakan dua model Binomial Negatif dan

*Poisson Overdispersion* yaitu masing-masing untuk kematian ibu dan kematian bayi. Metode yang terbaik Untuk jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi dengan dideteksi melalui *error* respon adalah model Regresi Binomial Negatif secara univariat.

## 5.2 Saran

Sebagai upaya menurunkan jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi, saran yang dapat diberikan kepada pihak Dinas Kesehatan provinsi Jawa Timur adalah mengadakan kegiatan sosialisasi mengenai kesehatan ibu hamil, keluarga berencana serta pentingnya berperilaku hidup bersih dan sehat di setiap kabupaten /kota di Jawa Timur. Hal ini penting untuk dilakukan karena berdasarkan hasil analisis, diketahui bahwa variabel persentase kunjungan ibu hamil dengan K4, persentase ibu hamil yang mendapat tablet Fe3, persentase komplikasi kebidanan yang ditangani, persentase peserta KB aktif serta persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat berpengaruh secara signifikan pada jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi. Selain itu berdasarkan deskripsi variabel prediktor, diketahui masih ada beberapa daerah di wilayah Jawa Timur yang memiliki persentase rendah untuk setiap variabel tersebut.

Pada penelitian ini terjadi kasus *overdispersion* atau nilai varians lebih besar dari pada nilai mean sehingga *error* model yang diberikan masih cukup besar. Sehingga untuk penelitian selanjutnya mengenai jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi di Jawa Timur, saran yang dapat direkomendasikan adalah sebaiknya peneliti melakukan analisis menggunakan metode Regresi Binomial Negatif Bivariat. Metode tersebut merupakan metode yang digunakan sebagai penanganan kasus *overdispersi*on untuk respon bivariat.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

# DAFTAR PUSTAKA


Armagustini, Y. (2010). *Determinan Kejadian Komplikasi Persalinan di Indonesia (Analisis Data Sekunder Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia Tahun 2007).* Depok: Fakultas Kesehatan Masyarakat Universitas Indonesia.

Badan Perencanaan Pembangunan Nasional. (2012). *Laporan Pencapaian Tujuan Pembangunan Milenium di Indonesia 2011.*

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

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

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

Dempster, A.; Laird, N. dan Rubin, D. (1977). Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society B*, 1-38.

Depkes R.I. (2006). *Evaluasi Mutu Pelayanan Antenatal.* Jakarta: Depkes R.I.

Depkes R.I. (2007). *Materi Ajar Penurunan Kematian Ibu Dan Bayi Baru Lahir.* Jakarta: Depkes R.I.

Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur. (2013). *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2012.* Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.

Dinkes. (2014). *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2013.* Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.

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.

Draper, N. dan Smith, H. (1992). *Analisis Regresi Terapan.* Jakarta: Gramedia.

Famoye, F.; Wulu, J.T. dan Singh, K.P. (2004). On The Generalize Poisson Regression Model with an Application to Accident Data. *Journal of Data Science 2*, 287-295.

Greene. (2003). *Econometrics Analysis, 5th Edition.* New Jersey: Prentice Hall.

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

Hines, W. dan Montgomery, D. (1990). *Probability and Statistics In Engineering and Management Science.* New York: Wiley.

Hocking, R. (1996). *Methods and Applicatian of Linear Models.* New York: John Wiley & Sons.

Jung, C. dan Winkelmann, R. (1993). Two Aspect of Labor Mobility: A Bivariate Poisson Regression Approach. *Journal Empirical Economics*, 543-556.

Karlis, D. (2002). *Multivariate Poisson Models.* Dipetik 02 24, 2015, dari http://www.stat-athens.aueb.gr/~karlis/multivariate%20Poisson%20models.pdf

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

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.

Kawamura, K. (1973). The Structure of Bivariate Poisson Distribution. *Kodai Mathematical Seminar Reports*, 246-256.

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2014). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2013.* Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.

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

Listiani, Y. (2010). *Pemodelan Regresi Generalized Poisson pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Angka Kematian Bayi di Jawa Timur Tahun 2007.* Tugas Akhir Statistika-FMIPA: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

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

McCullagh, P. dan Nelder, J. A. (1989). *Generalized Linear Models, 2th Edition.* London: Chapman and Hall.

McLachlan, Geoffrey J. dan Khrisnan, Thriyambakam. (2008). *The EM Algorithm and Extensions* (2nd ed.). Canada: John Wiley & Sons.

Myers, M. V. (1990). *Generalized Linear Model with Applications in Engineering and Sciences,2th Edition.* New Jersey: John Wiley & Sons.

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

Novita, L. (2012). *Pemodelan Maternal Mortality di Jawa Timur dengan Pendekatan Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR).* Tugas Akhir Statistika-FMIPA. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Pritasari, E. (2013). *Regresi Bivariat Poisson dalam Pemodelan Jumlah Kematian Bayi dan Jumlah Kematian Ibu di Propinsi Jawa Timur.* Tugas Akhir Statistika-FMIPA. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Qomariyah, N. (2013). *Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur dengan Pendekatan GWPR (Gegraphically Weighted Poisson Regression) Ditinjau dari Segi Fasilitas Kesehatan.* Tugas Akhir Statistika-FMIPA. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Rachmah, N. F. (2014). *Pemodelan Jumlah Kematian Ibu dan Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Bivariate Poisson Regression.* Tugas

Akhir Statistika-FMIPA. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Sary, S. A. (2013). *Pemodelan Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Jawa Timur Tahun 2011 dengan Pendekatan Regresi Binomial Negatif.* Tugas Akhir Statistika-FMIPA. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

# DAFTAR LAMPIRAN

halaman

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# LAMPIRAN

## LAMPIRAN A
## DATA PENELITIAN

| Kabupaten/Kota | $Y_1$ | $Y_2$ | $X_1$ | $X_2$ | $X_3$ | $X_4$ | $X_5$ | $X_6$ | $X_7$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Pacitan | 10 | 79 | 89,69 | 81,85 | 81,92 | 96,81 | 87,6 | 99,17 | 55,82 |
| Ponorogo | 12 | 170 | 94,41 | 86,93 | 84,45 | 91,73 | 87,77 | 79,56 | 34,61 |
| Trenggalek | 10 | 70 | 99,9 | 84,81 | 83,63 | 94,21 | 93,5 | 75,97 | 28,02 |
| Tulungagung | 17 | 124 | 93,38 | 86,68 | 84,71 | 68,45 | 89,03 | 71,13 | 36,9 |
| Blitar | 16 | 251 | 91,72 | 82,6 | 82,02 | 65,14 | 86,52 | 70,84 | 43,05 |
| Kediri | 34 | 227 | 96,19 | 91,01 | 88,73 | 84,61 | 91,78 | 72,55 | 53,06 |
| Malang | 39 | 193 | 99,95 | 95,25 | 90,52 | 80,18 | 99,99 | 76,48 | 56,25 |
| Lumajang | 23 | 237 | 100 | 89,32 | 88,44 | 100 | 98,98 | 74,39 | 38,36 |
| Jember | 36 | 420 | 92,28 | 69,78 | 77,94 | 81,57 | 82,92 | 72,85 | 63,92 |
| Banyuwangi | 33 | 191 | 90,64 | 82,58 | 84,64 | 82,06 | 89,34 | 66,49 | 40,98 |
| Bondowoso | 22 | 187 | 99,62 | 86,92 | 85,57 | 100 | 91,39 | 99,47 | 19,07 |
| Situbondo | 17 | 136 | 87,86 | 76,99 | 76 | 82,78 | 81,63 | 84,1 | 17,14 |
| Probolinggo | 12 | 201 | 93,56 | 78,52 | 78,92 | 100 | 87,11 | 72,25 | 22,9 |
| Pasuruan | 28 | 206 | 95,98 | 85,86 | 85,73 | 86,51 | 89,99 | 96,38 | 41,98 |
| Sidoarjo | 26 | 316 | 100 | 97,39 | 85,07 | 68,4 | 100 | 75,28 | 59,81 |
| Mojokerto | 22 | 129 | 90,03 | 81,16 | 76,36 | 89,7 | 87,99 | 75,46 | 45,18 |
| Jombang | 18 | 277 | 90,66 | 85,79 | 85,79 | 95,11 | 88,19 | 73,44 | 51,42 |
| Nganjuk | 24 | 365 | 83,67 | 78,98 | 77,69 | 92,68 | 87,82 | 77,61 | 35,78 |
| Madiun | 11 | 97 | 95,33 | 88,82 | 88,77 | 76,38 | 90,46 | 83,45 | 46,05 |
| Magetan | 8 | 100 | 95,72 | 90,39 | 90,2 | 90,29 | 91,87 | 59,55 | 59,34 |
| Ngawi | 12 | 85 | 91,21 | 90,58 | 90,58 | 94,69 | 92,95 | 72,46 | 40,51 |
| Bojonegoro | 20 | 219 | 95,29 | 87,59 | 87,04 | 100 | 97,35 | 77,24 | 55,49 |
| Tuban | 12 | 171 | 95,56 | 89,61 | 90,02 | 80,38 | 93,45 | 75,01 | 58,84 |
| Lamongan | 17 | 91 | 99,02 | 95,4 | 85,26 | 91,31 | 96,84 | 65,57 | 59,27 |
| Gresik | 22 | 97 | 88,67 | 82,56 | 81,67 | 98,07 | 89,39 | 72,27 | 66,54 |
| Bangkalan | 11 | 123 | 98,78 | 93,2 | 77,6 | 60,81 | 97,63 | 33,06 | 56,69 |
| Sampang | 19 | 216 | 100 | 79,98 | 80,76 | 89,7 | 92,35 | 80,37 | 23,98 |
| Pamekasan | 13 | 69 | 96,32 | 87,93 | 87,54 | 72,63 | 88,5 | 60,87 | 21,13 |
| Sumenep | 9 | 57 | 91,44 | 86,84 | 82,98 | 70,16 | 91,85 | 71,01 | 55 |

**LAMPIRAN A**
**DATA PENELITIAN (LANJUTAN)**

| Kabupaten/Kota | $Y_1$ | $Y_2$ | $X_1$ | $X_2$ | $X_3$ | $X_4$ | $X_5$ | $X_6$ | $X_7$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Kota Kediri | 4 | 28 | 100 | 100 | 79,13 | 83,89 | 100 | 63,03 | 52,49 |
| Kota Blitar | 1 | 25 | 81,31 | 71,42 | 71,72 | 96,22 | 81,53 | 69,9 | 38,65 |
| Kota Malang | 20 | 209 | 91,74 | 90,32 | 99,14 | 89,41 | 92,25 | 72,14 | 37,09 |
| Kota Probolinggo | 8 | 72 | 100 | 93,3 | 90,64 | 78,53 | 92,69 | 100 | 57,46 |
| Kota Pasuruan | 2 | 26 | 99,09 | 98,88 | 67,6 | 94,4 | 97,63 | 70,05 | 39,65 |
| Kota Mojokerto | 1 | 33 | 95,27 | 92,23 | 85,8 | 81,14 | 93,16 | 68,76 | 55,16 |
| Kota Madiun | 3 | 24 | 100 | 97,73 | 97,73 | 100 | 98,33 | 79,09 | 65,48 |
| Kota Surabaya | 49 | 249 | 100 | 98,11 | 98,23 | 98,73 | 96,03 | 74,07 | 67,32 |
| Kota Batu | 1 | 23 | 97,23 | 90,22 | 90,22 | 79,67 | 95,54 | 67,71 | 22,42 |

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

## LAMPIRAN B
## *OUTPUT* KORELASI VARIABEL RESPON

```
MTB > Correlation 'Y1' 'Y2'.
```

**Correlations: Y1; Y2**

```
Pearson correlation of Y1 and Y2 = 0,740
P-Value = 0,000
```

## LAMPIRAN C
## *OUTPUT* KORELASI VARIABEL PREDIKTOR

```
MTB > Correlation  'X1'-'X7'.
```

**Correlations: X1; X2; X3; X4; X5; X6; X7**

```
          X1       X2       X3       X4       X5       X6
X2     0,722
       0,000

X3     0,385    0,475
       0,017    0,003

X4    -0,090   -0,113    0,057
       0,589    0,500    0,732

X5     0,777    0,867    0,385   -0,014
       0,000    0,000    0,017    0,933

X6    -0,024   -0,178    0,140    0,362   -0,217
       0,887    0,284    0,401    0,025    0,190

X7     0,128    0,364    0,254   -0,062    0,343   -0,140
       0,442    0,025    0,123    0,710    0,035    0,403
```

# LAMPIRAN D
# *OUTPUT* KOEFISIEN DETERMINASI ANTARA $X_i$ DENGAN VARIABEL PREDIKTOR LAINNYA

```
MTB > Regress 'X1' 6  'X2'-'X7';
SUBC>   Constant;
SUBC>   Brief 2.
```

## Regression Analysis: X1 versus X2; X3; X4; X5; X6; X7

```
The regression equation is
X1 = 20,6 + 0,094 X2 + 0,0478 X3 - 0,0632 X4 + 0,703
X5 + 0,0718 X6 - 0,0573 X7
Predictor       Coef  SE Coef      T      P
Constant       20,58    11,73   1,75  0,089
X2            0,0942   0,1487   0,63  0,531
X3           0,04785  0,08671   0,55  0,585
X4          -0,06318  0,04979  -1,27  0,214
X5            0,7032   0,2062   3,41  0,002
X6           0,07181  0,04719   1,52  0,138
X7          -0,05730  0,03683  -1,56  0,130

S = 2,99049   R-Sq = 67,7%   R-Sq(adj) = 61,5%

MTB > Regress 'X2' 6 'X1' 'X3'-'X7';
SUBC>   Constant;
SUBC>   Brief 2.
```

## Regression Analysis: X2 versus X1; X3; X4; X5; X6; X7

```
The regression equation is
X2 = - 30,3 + 0,136 X1 + 0,165 X3 - 0,0662 X4 + 1,04
X5 + 0,0016 X6 + 0,0309 X7
Predictor       Coef  SE Coef      T      P
Constant      -30,30    13,72  -2,21  0,035
X1            0,1357   0,2142   0,63  0,531
X3            0,1647   0,1003   1,64  0,111
X4          -0,06620  0,06014  -1,10  0,279
X5            1,0367   0,2226   4,66  0,000
X6           0,00164  0,05872   0,03  0,978
X7           0,03094  0,04556   0,68  0,502

S = 3,58959   R-Sq = 79,2%   R-Sq(adj) = 75,2%
```

**LAMPIRAN D**
**_OUTPUT_ KOEFISIEN DETERMINASI ANTARA $X_i$ DENGAN VARIABEL PREDIKTOR LAINNYA (LANJUTAN)**

```
MTB > Regress 'X3' 6  'X1' 'X2' 'X4'-'X7';
SUBC>   Constant;
SUBC>   Brief 2.
```

**Regression Analysis: X3 versus X1; X2; X4; X5; X6; X7**

```
The regression equation is
X3 = 31,3 + 0,203 X1 + 0,486 X2 + 0,040 X4 - 0,249 X5
+ 0,109 X6 + 0,0652 X7
Predictor      Coef  SE Coef      T      P
Constant      31,29    24,72   1,27  0,215
X1           0,2033   0,3684   0,55  0,585
X2           0,4856   0,2958   1,64  0,111
X4           0,0405   0,1050   0,39  0,703
X5          -0,2492   0,4964  -0,50  0,619
X6          0,10890  0,09893   1,10  0,279
X7          0,06522  0,07795   0,84  0,409

S = 6,16432   R-Sq = 29,8%   R-Sq(adj) = 16,2%

MTB > Regress 'X4' 6  'X1'-'X3' 'X5'-'X7';
SUBC>   Constant;
SUBC>   Brief 2.
```

**Regression Analysis: X4 versus X1; X2; X3; X5; X6; X7**

```
The regression equation is
X4 = 40,4 - 0,781 X1 - 0,568 X2 + 0,118 X3 + 1,46 X5 +
0,378 X6 - 0,053 X7
Predictor      Coef  SE Coef      T      P
Constant      40,39    42,63   0,95  0,351
X1          -0,7815   0,6159  -1,27  0,214
X2          -0,5683   0,5162  -1,10  0,279
X3           0,1178   0,3057   0,39  0,703
X5           1,4605   0,8089   1,81  0,081
X6           0,3781   0,1581   2,39  0,023
X7          -0,0529   0,1341  -0,39  0,696

S = 10,5171   R-Sq = 22,2%   R-Sq(adj) = 7,1%
```

# LAMPIRAN D
# *OUTPUT* KOEFISIEN DETERMINASI ANTARA $X_i$ DENGAN VARIABEL PREDIKTOR LAINNYA (LANJUTAN)

```
MTB > Regress 'X5' 6  'X1'-'X4' 'X6'-'X7';
SUBC>   Constant;
SUBC>   Brief 2.
```

## Regression Analysis: X5 versus X1; X2; X3; X4; X6; X7

```
The regression equation is
X5 = 20,5 + 0,388 X1 + 0,397 X2 - 0,0324 X3 + 0,0652
X4 - 0,0583 X6 + 0,0292 X7
Predictor       Coef  SE Coef       T      P
Constant      20,458    8,363    2,45  0,020
X1            0,3880   0,1138    3,41  0,002
X2           0,39701  0,08526    4,66  0,000
X3          -0,03235  0,06446   -0,50  0,619
X4           0,06515  0,03608    1,81  0,081
X6          -0,05827  0,03480   -1,67  0,104
X7           0,02925  0,02791    1,05  0,303

S = 2,22131   R-Sq = 83,2%   R-Sq(adj) = 80,0%

MTB > Regress 'X6' 6  'X1'-'X5' 'X7';
SUBC>   Constant;
SUBC>   Brief 2.
```

## Regression Analysis: X6 versus X1; X2; X3; X4; X5; X7

```
The regression equation is
X6 = 47,8 + 0,968 X1 + 0,015 X2 + 0,345 X3 + 0,412 X4
- 1,42 X5 - 0,013 X7
Predictor      Coef  SE Coef       T      P
Constant      47,83    44,32    1,08  0,289
X1           0,9679   0,6361    1,52  0,138
X2           0,0153   0,5493    0,03  0,978
X3           0,3454   0,3138    1,10  0,279
X4           0,4120   0,1723    2,39  0,023
X5          -1,4234   0,8501   -1,67  0,104
X7          -0,0129   0,1404   -0,09  0,927

S = 10,9791   R-Sq = 28,5%   R-Sq(adj) = 14,7%
```

**LAMPIRAN D**
***OUTPUT* KOEFISIEN DETERMINASI ANTARA $X_i$ DENGAN VARIABEL PREDIKTOR LAINNYA (LANJUTAN)**

```
MTB > Regress 'X7' 6  'X1'-'X6';
SUBC>   Constant;
SUBC>   Brief 2.
```

**Regression Analysis: X7 versus X1; X2; X3; X4; X5; X6**

```
The regression equation is
X7 = - 2,7 - 1,26 X1 + 0,474 X2 + 0,339 X3 - 0,094 X4
+ 1,17 X5 - 0,021 X6
Predictor      Coef  SE Coef      T      P
Constant      -2,73    57,75  -0,05  0,963
X1          -1,2641   0,8124  -1,56  0,130
X2           0,4737   0,6976   0,68  0,502
X3           0,3386   0,4047   0,84  0,409
X4          -0,0944   0,2393  -0,39  0,696
X5            1,169    1,116   1,05  0,303
X6          -0,0211   0,2297  -0,09  0,927

S = 14,0456   R-Sq = 21,6%   R-Sq(adj) = 6,4%
```

**LAMPIRAN E**
**PROGRAM R PADA REGRESI POISSON BVARIAT**
Model Regresi Poisson Bivariat Dasumsikan Kovarians Tetap

```
library(bivpois)
model<-
lm.bp(l1=Y1~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,l2=Y2~X1+X2+X3+X4+X
5+X6+X7,l1l2 = NULL, l3=~1, data=data, common.intercept=FALSE,
zeroL3=FALSE,  maxit=300, pres=1e-08,verbose=FALSE)
model
model$lambda1
model$lambda2
model$lambda3
model$loglikelihood
model$AIC
```

Model Regresi Poisson Bivariat Dasumsikan Kovarians adalah Fungsi Variabel Bebas

```
library(bivpois)
model<-
lm.bp(l1=Y1~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,l2=Y2~X1+X2+X3+X4+X
5+X6+X7,l1l2=NULL,     l3=~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,data=data,
common.intercept= FALSE, zeroL3= FALSE,  maxit=300, pres=1e-
08,verbose=FALSE)
model
model$lambda1
model$lambda2
model$lambda3
model$loglikelihood
model$AIC
```

Model Regresi Poisson Bivariat Dasumsikan Tidak Ada Hubungan antara Kematian Ibu dan Bayi

```
library(bivpois)
model<-
lm.bp(l1=Y1~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,l2=Y2~X1+X2+X3+X4+X
5+X6+X7,l1l2 = NULL, l3=~1, data=data, common.intercept=FALSE,
zeroL3=TRUE,  maxit=300, pres=1e-08,verbose=FALSE)
model
model$lambda1
model$lambda2
model$lambda3
model$loglikelihood
model$AIC
```

**LAMPIRAN F**
**HASIL PROGRAM R PADA REGRESI POISSON BIVARIAT**

Model Regresi Poisson Bivariat Dasumsikan Kovarians Tetap

```
> model

Call:
lm.bp(l1 = Y1 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, l2 = Y2 ~ X1 +     X2 +
X3 + X4 + X5 + X6 + X7, l1l2 = NULL, l3 = ~1, data = data,
common.intercept = FALSE, zeroL3 = FALSE, maxit = 300, pres = 1e-08,
verbose = FALSE)

Coefficients:
(l1):(Intercept)        (l1):X1        (l1):X2        (l1):X3
       -8.642427      -0.014995      -0.241944       0.090036
         (l1):X4        (l1):X5        (l1):X6        (l1):X7
       -0.027856       0.254645       0.025141       0.036379
(l2):(Intercept)        (l2):X1        (l2):X2        (l2):X3
        3.775321       0.002376      -0.095271       0.036165
         (l2):X4        (l2):X5        (l2):X6        (l2):X7
       -0.010364       0.068397       0.006087       0.006827
(l3):(Intercept)
        2.576848

> model$lambda1
          1           2           3           4           5           6
 5.58136147  0.64892450  2.67613480  1.66132514  2.57776988  1.92228152
          7           8           9          10          11          12
 8.68284802  6.65512360 22.38216997  3.54649393  1.24529252  0.59113077
         13          14          15          16          17          18
 1.11509672  3.74286321  4.86552415  2.00346943  1.63349514  2.78214510
         19          20          21          22          23          24
 3.04046387  2.03245091  1.74563011 12.65783401  6.91044731  1.47523602
         25          26          27          28          29          30
 5.33798080  1.45442444  5.41675747  0.51317432  5.30230087  0.55439588
         31          32          33          34          35          36
 1.75142720  3.38431312  4.33004598  0.07963782  1.71174562  5.13620922
         37          38
 2.66396989  2.27493129
```

```
> model$lambda2
       39        40        41        42        43        44        45        46 
168.36328  94.15821 152.88968 129.99766 157.25058 115.19548 159.09484 
172.43421 
       47        48        49        50        51        52        53        54 
354.67422 168.82284 118.60620 115.81369 132.80885 156.89444 122.53602 
130.97356 
       55        56        57        58        59        60        61        62 
117.25348 151.72630 143.76481 117.77507 113.52295 195.54934 170.31672 
88.78176 
       63        64        65        66        67        68        69        70 
158.51246  96.81582 211.36936 100.29163 161.27125  57.96602 152.40985 
155.89078 
       71        72        73        74        75        76 
138.23613  30.92197 103.94542 128.25838 107.10177 140.89181 

> model$lambda3
       1        2        3        4        5        6        7        8 
13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 
       9       10       11       12       13       14       15       16 
13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 
      17       18       19       20       21       22       23       24 
13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 
      25       26       27       28       29       30       31       32 
13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 
      33       34       35       36       37       38 
13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 13.15561 

> model$loglikelihood
 [1] -30003.239  -1201.480  -1199.866  -1197.857  -1195.654  -1193.593
 [7]  -1191.896  -1190.585  -1189.606  -1188.905  -1188.433  -1188.133
[13]  -1187.950  -1187.839  -1187.773  -1187.732  -1187.706  -1187.688
[19]  -1187.676  -1187.666  -1187.659  -1187.652  -1187.645  -1187.639
[25]  -1187.632  -1187.626  -1187.618  -1187.611  -1187.603  -1187.594
[31]  -1187.584  -1187.574  -1187.562  -1187.550  -1187.537  -1187.522
[37]  -1187.506  -1187.489  -1187.471  -1187.450  -1187.428  -1187.404
[43]  -1187.378  -1187.349  -1187.319  -1187.285  -1187.249  -1187.210
[49]  -1187.168  -1187.123  -1187.075  -1187.025  -1186.972  -1186.916
[55]  -1186.858  -1186.799  -1186.739  -1186.679  -1186.618  -1186.559
[61]  -1186.502  -1186.446  -1186.394  -1186.344  -1186.298  -1186.256
[67]  -1186.217  -1186.182  -1186.151  -1186.123  -1186.098  -1186.075
[73]  -1186.056  -1186.038  -1186.023  -1186.010  -1185.998  -1185.987
```

```
 [79]  -1185.978  -1185.970  -1185.963  -1185.956  -1185.951  -1185.946
 [85]  -1185.942  -1185.938  -1185.934  -1185.932  -1185.929  -1185.927
 [91]  -1185.925  -1185.923  -1185.921  -1185.920  -1185.919  -1185.917
 [97]  -1185.916  -1185.916  -1185.915  -1185.914  -1185.914  -1185.913
[103]  -1185.913  -1185.912  -1185.912  -1185.912  -1185.911  -1185.911
[109]  -1185.911  -1185.911  -1185.910  -1185.910  -1185.910  -1185.910
[115]  -1185.910  -1185.910  -1185.910  -1185.910  -1185.910  -1185.910
[121]  -1185.909  -1185.909  -1185.909  -1185.909  -1185.909  -1185.909
[127]  -1185.909  -1185.909  -1185.909  -1185.909  -1185.909  -1185.909
[133]  -1185.909

> model$AIC
Saturated   BivPois
 568.5589 2405.8183
```

Model Regresi Poisson Bivariat Dasumsikan Kovarians adalah Fungsi Variabel Bebas

```
> model

Call:
lm.bp(l1 = Y1 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, l2 = Y2 ~ X1 +     X2 +
X3 + X4 + X5 + X6 + X7, l1l2 = NULL, l3 = ~X1 + X2 +     X3 + X4 + X5 +
X6 + X7, data = data, common.intercept = FALSE,     zeroL3 = FALSE, maxit =
300, pres = 1e-08, verbose = FALSE)

Coefficients:
(l1):(Intercept)        (l1):X1         (l1):X2         (l1):X3
      -6.048349       -5.966373       -4.134001        1.500946
        (l1):X4         (l1):X5         (l1):X6         (l1):X7
      -1.229128        7.537612        1.188246        1.761939
(l2):(Intercept)        (l2):X1         (l2):X2         (l2):X3
       3.994363        0.001170       -0.091466        0.034805
        (l2):X4         (l2):X5         (l2):X6         (l2):X7
      -0.009832        0.064660        0.005761        0.006372
(l3):(Intercept)        (l3):X1         (l3):X2         (l3):X3
      -1.159908        0.032567       -0.066269        0.045936
        (l3):X4         (l3):X5         (l3):X6         (l3):X7
      -0.005416        0.027400        0.003871        0.008616
```

```
> model$lambda1
         1            2            3            4            5            6 
2.484050e+00 2.220446e-16 2.220446e-16 2.220446e-16 2.220446e-16 
2.220446e-16 
         7            8            9           10           11           12 
2.594165e-07 2.220446e-16 1.550750e-02 2.220446e-16 2.220446e-16 
2.220446e-16 
        13           14           15           16           17           18 
2.220446e-16 2.220446e-16 2.067946e-06 2.220446e-16 2.220446e-16 
7.136930e-06 
        19           20           21           22           23           24 
2.220446e-16 2.220446e-16 2.220446e-16 3.642833e-03 1.980283e-06 
2.220446e-16 
        25           26           27           28           29           30 
1.284570e+01 2.220446e-16 2.220446e-16 2.220446e-16 3.729933e+00 
2.220446e-16 
        31           32           33           34           35           36 
2.439274e-14 2.220446e-16 8.145274e-14 2.220446e-16 2.220446e-16 
8.460336e-15 
        37           38 
2.220446e-16 2.220446e-16 

> model$lambda2
       39        40        41        42        43        44        45        46 
164.58372  94.17546 148.47072 128.02939 154.10582 113.23930 152.28721 
165.60469 
       47        48        49        50        51        52        53        54 
336.68018 165.19500 116.69712 116.55685 131.65679 152.64993 118.23110 
129.55923 
       55        56        57        58        59        60        61        62 
116.45101 150.59301 140.31523 115.80698 112.55619 187.50118 164.39844 
87.45876 
       63        64        65        66        67        68        69        70 
155.28736  94.89107 202.75140  99.97278 156.85451  57.83852 152.60754 
152.75000 
       71        72        73        74        75        76 
133.72404  31.80962 102.48891 124.16179 104.66927 137.46871 

> model$lambda3
       1         2         3         4         5         6         7         8 
17.128902 12.776092 18.212081 14.735265 16.183755 16.643710 20.642920 
20.680358
```

```
       9        10        11        12        13        14        15        16
31.956035  16.801511  15.909969  10.507697  13.889388  19.031986  15.285945
12.279078
      17        18        19        20        21        22        23        24
14.539803  11.165933  18.563464  17.828953  13.905910  20.907034  21.575044
13.233057
      25        26        27        28        29        30        31        32
16.110337  11.106970  21.514454  13.741305  15.807369   8.058526  10.656036
20.878696
      33        34        35        36        37        38
21.631086  4.040480 13.827449 22.934772 21.557398 16.672389

> model$loglikelihood
  [1] -30003.239  -1174.384  -1174.174  -1173.960  -1173.731  -1173.475
  [7]  -1173.170  -1172.786  -1172.282  -1171.623  -1170.822  -1170.004
 [13]  -1169.353  -1168.957  -1168.758  -1168.663  -1168.612  -1168.580
 [19]  -1168.556  -1168.537  -1168.519  -1168.503  -1168.487  -1168.472
 [25]  -1168.456  -1168.440  -1168.424  -1168.407  -1168.389  -1168.370
 [31]  -1168.351  -1168.330  -1168.309  -1168.288  -1168.265  -1168.242
 [37]  -1168.219  -1168.195  -1168.170  -1168.146  -1168.121  -1168.097
 [43]  -1168.072  -1168.048  -1168.024  -1168.000  -1167.977  -1167.953
 [49]  -1167.930  -1167.908  -1167.886  -1167.864  -1167.842  -1167.822
 [55]  -1167.802  -1167.782  -1167.763  -1167.745  -1167.727  -1167.710
 [61]  -1167.694  -1167.679  -1167.664  -1167.650  -1167.638  -1167.626
 [67]  -1167.615  -1167.604  -1167.595  -1167.586  -1167.579  -1167.571
 [73]  -1167.565  -1167.559  -1167.554  -1167.549  -1167.545  -1167.542
 [79]  -1167.538  -1167.535  -1167.533  -1167.531  -1167.528  -1167.527
 [85]  -1167.525  -1167.523  -1167.522  -1167.521  -1167.520  -1167.519
 [91]  -1167.518  -1167.517  -1167.516  -1167.516  -1167.515  -1167.515
 [97]  -1167.514  -1167.514  -1167.513  -1167.513  -1167.512  -1167.512
[103]  -1167.512  -1167.511  -1167.511  -1167.511  -1167.510  -1167.510
[109]  -1167.510  -1167.510  -1167.510  -1167.509  -1167.509  -1167.509
[115]  -1167.509  -1167.509  -1167.509  -1167.508  -1167.508  -1167.508
[121]  -1167.508  -1167.508  -1167.508  -1167.508  -1167.508  -1167.507
[127]  -1167.507  -1167.507  -1167.507  -1167.507  -1167.507  -1167.507
[133]  -1167.507  -1167.507  -1167.507  -1167.507  -1167.507  -1167.506
[139]  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506
[145]  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506
[151]  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.505
[157]  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505
[163]  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505
[169]  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505
[175]  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505
```

```
[181]  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.504
[187]  -1167.504  -1167.508  -1167.508  -1167.508  -1167.507  -1167.507
[193]  -1167.507  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.506
[199]  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505
[205]  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[211]  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[217]  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[223]  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.506
[229]  -1167.506  -1167.506  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505
[235]  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[241]  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[247]  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[253]  -1167.504  -1167.504  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.505
[259]  -1167.505  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[265]  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[271]  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[277]  -1167.504  -1167.504  -1167.508  -1167.508  -1167.507  -1167.507
[283]  -1167.506  -1167.506  -1167.506  -1167.505  -1167.505  -1167.505
[289]  -1167.505  -1167.505  -1167.505  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[295]  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504  -1167.504
[301]  -1167.504

> model$AIC
Saturated   BivPois
 568.5589 2383.0074
```

Model Regresi Poisson Bivariat Dasumsikan Tidak Ada Hubungan antara Kematian Ibu dan Bayi

```
> model

Call:
lm.bp(l1 = Y1 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, l2 = Y2 ~ X1 +     X2 +
X3 + X4 + X5 + X6 + X7, l1l2 = NULL, l3 = ~1, data = data,
common.intercept = FALSE, zeroL3 = TRUE, maxit = 300, pres = 1e-08,
verbose = FALSE)

Coefficients:
(l1):(Intercept)        (l1):X1         (l1):X2         (l1):X3
      -0.566263        0.021041       -0.066309        0.042647
        (l1):X4         (l1):X5         (l1):X6         (l1):X7
      -0.004025        0.033061        0.004616        0.011181
(l2):(Intercept)        (l2):X1         (l2):X2         (l2):X3
```

```
    3.798052        0.004417       -0.088560        0.036005
     (l2):X4         (l2):X5         (l2):X6         (l2):X7
   -0.009233        0.060320        0.005528        0.006669

> model$lambda1
        1         2         3         4         5         6         7         8
19.599274 12.733717 17.367135 14.473168 16.296583 16.926203 21.035943
20.675545
        9        10        11        12        13        14        15        16
34.339914 17.517510 14.981865 10.631578 13.851816 19.245378 15.720541
13.523002
       17        18        19        20        21        22        23        24
15.769522 12.923522 18.524660 18.413915 14.714859 23.003735 22.458578
13.830417
       25        26        27        28        29        30        31        32
19.031628 11.145141 20.283944 12.353399 17.034911  8.396787 12.558431
20.919801
       33        34        35        36        37        38
21.522251  4.303512 14.428871 23.829307 22.054497 15.579139

> model$lambda2
       39        40        41        42        43        44        45        46
182.32100 107.24562 166.75677 142.83473 170.27182 130.01720 172.83875
186.43301
       47        48        49        50        51        52        53        54
368.61417 182.13695 132.65936 126.86253 145.82101 171.94011 133.39418
141.92888
       55        56        57        58        59        60        61        62
131.65176 160.71225 159.03621 133.81007 126.93536 208.87634 186.28004
100.74917
       63        64        65        66        67        68        69        70
172.17293 105.94635 223.86550 113.68306 172.60723  65.93961 162.09358
174.02449
       71        72        73        74        75        76
154.87006  35.94376 116.55903 146.26185 124.86771 154.03755

> model$lambda3
[1] 0
> model$loglikelihood
[1] -1244.262
> model$AIC
Saturated   DblPois
 568.5589 2520.5239
```

**LAMPIRAN G**
**PROGRAM R UNTUK ESTIMASI *STANDART ERROR BOOTSTRAP***

Model Regresi Poisson Bivariat Dasumsikan Kovarians Tetap

```
Y1=data[,1]
Y2=data[,2]
X1=data[,3]
X2=data[,4]
X3=data[,5]
X4=data[,6]
X5=data[,7]
X6=data[,8]
X7=data[,9]
n=length(Y1)
bootrep=200
results<-matrix(NA,bootrep,17)
for (i in 1:bootrep)
{
bootx1<-rpois(n,model$lambda1)
bootx2<-rpois(n,model$lambda2)
bootx3<-rpois(n,model$lambda3)
bootx<-bootx1+bootx3
booty<-bootx2+bootx3
data1 = cbind(bootx,booty,X1,X2,X3,X4,X5,X6,X7)
data1=data.frame(data1)
testtempt<-
lm.bp(bootx~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,booty~X1+X2+X3+X4+X5
+X6+X7,data=data1)
betafound<-c(testtempt$beta1,testtempt$beta2,testtempt$beta3)
results[i,]<-betafound
}
results
```

Model Regresi Poisson Bivariat Dasumsikan Kovarians adalah Fungsi Variabel Bebas

```
Y1=data[,1]
Y2=data[,2]
X1=data[,3]
```

```
X2=data[,4]
X3=data[,5]
X4=data[,6]
X5=data[,7]
X6=data[,8]
X7=data[,9]
n=length(Y1)
bootrep=200
results<-matrix(NA,bootrep,24)
for (i in 1:bootrep)
{
bootx1<-rpois(n,model$lambda1)
bootx2<-rpois(n,model$lambda2)
bootx3<-rpois(n,model$lambda3)
bootx<-bootx1+bootx3
booty<-bootx2+bootx3
data1 = cbind(bootx,booty,X1,X2,X3,X4,X5,X6,X7)
data1=data.frame(data1)
testtempt<-
lm.bp(bootx~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,booty~X1+X2+X3+X4+X5
+X6+X7,l3=~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,data=data1)
betafound<-c(testtempt$beta1,testtempt$beta2,testtempt$beta3)
results[i,]<-betafound
}
results
```

Model Regresi Poisson Bivariat Dasumsikan Tidak Ada Hubungan antara Kematian Ibu dan Bayi

```
Y1=data[,1]
Y2=data[,2]
X1=data[,3]
X2=data[,4]
X3=data[,5]
X4=data[,6]
X5=data[,7]
X6=data[,8]
X7=data[,9]
n=length(Y1)
```

```
bootrep=200
results<-matrix(NA,bootrep,16)
for (i in 1:bootrep)
{
bootx1<-rpois(n,model$lambda1)
bootx2<-rpois(n,model$lambda2)
bootx3<-rpois(n,model$lambda3)
bootx<-bootx1+bootx3
booty<-bootx2+bootx3
data1 = cbind(bootx,booty,X1,X2,X3,X4,X5,X6,X7)
data1=data.frame(data1)
testtempt<-
lm.bp(bootx~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,booty~X1+X2+X3+X4+X5
+X6+X7,data=data1, zeroL3=TRUE)
betafound<-c(testtempt$beta1,testtempt$beta2)
results[i,]<-betafound
}
results
```

## LAMPIRAN H
## PROGRAM R PADA REGRESI BINOMIAL NEGATIF UNTUK SETIAP VARIBEL RESPON

```
Y1=data[,1]
Y2=data[,2]
X1=data[,3]
X2=data[,4]
X3=data[,5]
X4=data[,6]
X5=data[,7]
X6=data[,8]
X7=data[,9]
library(MASS)
GLM.1<-
glm(Y1~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,family=negative.binomial(theta=
1), data=data)
GLM.2<-
glm(Y2~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,family=negative.binomial(theta=
1112.25), data=data)
```

## LAMPIRAN I
## HASIL PROGRAM R PADA REGRESI BINOMIAL NEGATIF UNTUK SETIAP VARIABEL RESPON

```
Call:
glm(formula = Y1 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, family =
negative.binomial(theta = 41.78), data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-4.6710  -1.6573  -0.1294   1.2353   3.8104

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.593240   2.639791  -0.225   0.8237
X1           0.019507   0.037492   0.520   0.6067
X2          -0.067763   0.033625  -2.015   0.0529 .
X3           0.044263   0.022988   1.926   0.0637 .
X4          -0.004685   0.011150  -0.420   0.6774
X5           0.034585   0.051393   0.673   0.5061
X6           0.005692   0.010456   0.544   0.5902
X7           0.011138   0.007805   1.427   0.1639
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(41.78) family taken to be
4.848541)
    Null deviance: 212.27  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 168.80  on 30  degrees of freedom
AIC: 362.82
Number of Fisher Scoring iterations: 5

Call:
glm(formula = Y2 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, family =
negative.binomial(theta = 1112.25), data = data)

Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
```

```
-12.8432   -5.1376   -0.6785    3.0751   12.5802
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  3.786934   2.516181   1.505    0.143
X1           0.003905   0.035209   0.111    0.912
X2          -0.087856   0.032835  -2.676    0.012 *
X3           0.036066   0.023508   1.534    0.135
X4          -0.009164   0.011172  -0.820    0.419
X5           0.060043   0.051016   1.177    0.248
X6           0.005733   0.010486   0.547    0.589
X7           0.006612   0.007461   0.886    0.383
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(1112.25) family taken to
be 52.32908)
    Null deviance: 2160.9  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 1636.4  on 30  degrees of freedom
AIC: 1908
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

## LAMPIRAN J
## PROGRAM R PADA REGRESI *POISSON OVERDISPERSION* UNTUK SETIAP VARIABEL RESPON

```
Y1=data[,1]
Y2=data[,2]
X1=data[,3]
X2=data[,4]
X3=data[,5]
X4=data[,6]
X5=data[,7]
X6=data[,8]
X7=data[,9]
glm.1<-glm(Y1~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7, family="quasipoisson",
data=data)
glm.2<-glm(Y2~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7, family="quasipoisson",
data=data)
```

## LAMPIRAN K

**HASIL PROGRAM R PADA REGRESI *POISSON OVERDISPERSION* UNTUK SETIAP VARIABEL RESPON**

```
Call:
glm(formula = Y1 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, family =
"quasipoisson", data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-5.4060  -1.9148  -0.1381   1.4759   4.9338

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.566263   2.658320  -0.213   0.8328
X1           0.021041   0.037282   0.564   0.5767
X2          -0.066309   0.033396  -1.986   0.0563 .
X3           0.042647   0.023793   1.792   0.0832 .
X4          -0.004025   0.011249  -0.358   0.7230
X5           0.033061   0.051419   0.643   0.5251
X6           0.004616   0.010498   0.440   0.6633
X7           0.011181   0.007659   1.460   0.1547
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for quasipoisson family taken to be 6.928874)
    Null deviance: 289.39  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 230.51  on 30  degrees of freedom
AIC: NA
Number of Fisher Scoring iterations: 5

Call:
glm(formula = Y2 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, family =
"quasipoisson",  data = data)

Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
-13.4433   -5.3004   -0.7582    3.3188   13.7924
```

```
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  3.798052   2.499912   1.519   0.1392
X1           0.004417   0.034699   0.127   0.8996
X2          -0.088560   0.032499  -2.725   0.0106 *
X3           0.036005   0.023807   1.512   0.1409
X4          -0.009233   0.011185  -0.825   0.4156
X5           0.060320   0.050888   1.185   0.2452
X6           0.005528   0.010485   0.527   0.6019
X7           0.006669   0.007318   0.911   0.3694
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for quasipoisson family taken to be 59.30045)
    Null deviance: 2443.3  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 1841.5  on 30  degrees of freedom
AIC: NA
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

**LAMPIRAN L**
**SURAT PERNYATAAN DATA SEKUNDER DINAS KESEHATAN**

## SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini, mahasiswa Jurusan Statistika FMIPA ITS:

Nama : INDI ARKANDI
NRP : 1311100037

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/~~Thesis~~ ini merupakan data sekunder yang diambil dari ~~penelitian / buku/ Tugas Akhir/ Thesis/~~ publikasi lainnya yaitu:

Sumber : Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur
Keterangan : Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur 2013

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi seuai aturan yang berlaku.

| | |
|---|---|
| Mengetahui<br>Pembimbing Tugas Akhir | Surabaya, 03 Juni 2015 |
| (Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S)<br>NIP. 19560424 198303 2 001 | (Indi Arkandi)<br>NRP. 1311100037 |

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)