TUGAS AKHIR – SS 145561

PEMODELAN JUMLAH KEMATIAN IBU DI KABUPATEN PROBOLINGGO TAHUN 2014 DENGAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION* (GPR)

RIMA KUSUMAWATI
NRP 1313 030 085

Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi M.Sc

PROGRAM STUDI DIPLOMA III
JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016

FINAL PROJECT – SS 145561

THE NUMBER OF MATERNAL MORTALITY MODELLING IN PROBOLINGGO 2014 WITH GENERALIZED POISSON REGRESSION (GPR)

RIMA KUSUMAWATI
NRP 1313 100 085

Supervisor
Dr. Purhadi M.Sc

DIPLOMA III STUDY PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN JUMLAH KEMATIAN IBU DI KABUPATEN PROBOLINGGO TAHUN 2014 DENGAN *GENERALIZED POISSSON REGRESSION* (GPR)

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Ahli Madya
pada
Program Studi Diploma III Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

RIMA KUSUMAWATI
NRP. 1313 030 085

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir:
Dr. Purhadi M.Sc (..............................)
NIP. 19620204 198701 1 001

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. Suhartono
NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2016

LEMBAR PERNYATAAN
PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH
UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai mahasiswa Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini saya :

Nama : Rima Kusumawati

Nrp. : 1313 030 085

Jurusan / Fak. : DIII - Statistika / FMIPA

Alamat kontak : ...

a. Email : rimakusumawati0809@gmail.com

b. Telp/HP : 087852738708

Menyatakan bahwa semua data yang saya *upload* di Digital Library ITS merupakan hasil final (revisi terakhir) dari karya ilmiah saya yang sudah disahkan oleh dosen penguji. Apabila dikemudian hari ditemukan ada ketidaksesuaian dengan kenyataan, maka saya bersedia menerima sanksi.

Demi perkembangan ilmu pengetahuan, saya menyetujui untuk memberikan **Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif *(Non-Exclusive Royalti-Free Right)*** kepada Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya atas karya ilmiah saya yang berjudul :

Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014 dengan Generalized Poisson Regression (GPR)

Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data *(database)*, mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di internet atau media lain untuk kepentingan akademis tanpa meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta. Saya bersedia menanggung secara pribadi, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya Ilmiah saya ini tanpa melibatkan pihak Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Surabaya

Pada tanggal : 19 - 07 - 2016

Dosen Pembimbing 1

Dr. Purhadi, M.Sc

NIP. 19620204 198701 1 001

Yang menyatakan,

Rima Kusumawati

Nrp. 1313 030 085

KETERANGAN :

Tanda tangan pembimbing wajib dibubuhi stempel jurusan.

Form dicetak dan diserahkan di bagian Pengadaan saat mengumpulkan hard copy TA/Tesis/Disertasi.

PEMODELAN JUMLAH KEMATIAN IBU DI KABUPATEN PROBOLINGGO TAHUN 2014 DENGAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION* (GPR)

Nama Mahasiswa	**: Rima Kusumawati**
NRP	**: 1313 030 085**
Program	**: Diploma III**
Jurusan	**: Statistika FMIPA ITS**
Dosen Pembimbing	**: Dr. Purhadi M.Sc**

Abstrak

Pembangunan kesehatan bertujuan meningkatkan kesadaran, kemauan dan kemampuan hidup sehat bagi setiap orang agar terwujud derajat kesehatan masyarakat. WHO dan lembaga internasional lainnya menetapkan beberapa alat ukur dalam menilai derjat kesehatan suatu bangsa salah satunya adalah Angka Kematian Ibu.Data jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo merupakan salah satu data diskrit (count) dimana pada umumnya metode analisis yang digunakan adalah regresi poisson. Regresi Poisson memerlukan asumsi dimana mean dan varians haruslah sama. Namun pada kasus nyata, kemungkinannya sangat kecil untuk mendapatkan nilai mean dan varians yang sama malah sebaliknya nilai varians lebih besar dari nilai mean yang biasa disebut dengan overdispersi. Maka dari itu untuk menangani kasus overdispersi, pada penelitian ini menggunakan Generalized Poisson Regression dengan studi kasus jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014. Pemilihan model terbaik yang digunakan pada penelitian ini adalah AIC (Akaike Information Criterion). Data jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 diperoleh dari Laboratorium Lingkungan dan Kesehatan Jurusan Statistika ITS. Hasil menunjukkan Kabupaten Probolinggo bagian barat cenderung tidak memiliki kasus kematian ibu sedangkan bagian timur jumlah kematian ibu sebesar satu jiwa, terdapat pengaruh overdispersi pada model regresi poisson, kemudian diperoleh model terbaik GPR dengan AIC sebesar 70,7.

Kata Kunci **:** *AIC, Generalized Poisson Regression, Jumlah Kematian Ibu*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

THE NUMBER OF MATERNAL MORTALITY MODELLING IN PROBOLINGGO 2014 WITH *GENERALIZED POISSON REGRESSION* (GPR)

Student Name : Rima Kusumawati
NRP : 1313 030 085
Program : Diploma III
Department : Statistika FMIPA ITS
Supervisor : Dr. Purhadi M.Sc

Abstract

Health development aimed at increasing awareness, the will and ability healthy living for everyone to realized degrees public health. WHO and others international institutions assign some measuring instrument to assess the degrees of public health,which one is the maternal mortality. The number of maternal mortality in Probolinggo is one of count data, generally the method of analysis that used is poisson regression. Poisson regression need the assumption that mean and variance must be equal. But in the real case, the probability of getting the value of mean and variance equally was very low and otherwise, the value of variance is greater than the value of mean which is generally called overdispertion. Therefore to handle the overdispertion case, this researh used Generalized Poisson Regression applied to a study case named the number of maternal maternity in Probolinggo 2014. The best model selection used in this research is Akaike Information Criterion (AIC). The number of maternal mortality in Probolinggo 2014 data is obtained from Health and Environment Laboratory Statistics Department of ITS. The result shows that the western part of Probolinggo tend to not having a case of maternal mortality while the number of maternal mortality in eastern part amount to one person, there is overdispertion on poisson regressing model, then obtained the best GPR model with AIC amount to 70,7.

Keywords **:** *AIC, Generalized Poisson Regression, The number of maternal mortality*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

Halaman

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

Halaman

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pembangunan kesehatan adalah bagian yang tak terpisahkan dari pembangunan nasional yang bertujuan meningkatkan kesadaran, kemauan dan kemampuan hidup sehat bagi setiap orang agar terwujud derajat kesehatan masyarakat yang setinggi-tingginya. Kesehatan memiliki peran ganda dalam pembangunan nasional, di satu sisi kesehatan merupakan tujuan dari pembangunan, sedang disisi yang lain kesehatan merupakan modal dasar dalam pembangunan nasional (Depkes, 2006). WHO dan berbagai lembaga Internasional lainnya menetapkan beberapa alat ukur atau indikator dalam menilai derajat kesehatan suatu bangsa, salah satunya adalah jumlah kematian ibu. Perlu diketahui, saat ini status kesehatan ibu dan anak di Indonesia masih jauh dari harapan.

Salah satu agenda yang harus dipenuhi dalam *Millenium Development Goals* (MDGs) adalah meningkatkan derajat kesehatan ibu dengan indikator turunnya Jumlah kematian ibu hingga 102 per 100000 kelahiran hidup dan menurunkan Angka Kematian Bayi (AKB) hingga 23 per 1000 kelahiran hidup pada tahun 2014. Provinsi Jawa Timur termasuk 10 besar daerah dengan AKI dan AKB tertinggi di Indonesia. Berdasarkan target MDGs, Jumlah kematian ibu di Jawa Timur sudah melampaui terget, dimana AKI Jatim tahun 2013 adalah 97,39 per 100000 kelahiran hidup dan tahun 2014 93,52 per 100000 kelahiran hidup. Jika dilihat dari jumlah absolut kematian ibu di Jawa Timur pada tahun 2012 masih tinggi yakni terdapat 449 kasus ibu meninggal. Angka ini kemudian meningkat pada tahun 2013, tercatat 474 kasus kematian ibu di Jawa Timur (DinKes Provinsi Jawa Timur, 2014). Adapun jumlah kasus kematian ibu di Kabupaten Probolinggo pada tahun 2013 sebanyak 12 kasus yaitu 65,93 per 100000 kelahiran hidup dan tahun 2014 sebanyak 24 kasus yaitu 131 per 100000 kelahiran hidup (DinKes

Probolinggo, 2014). Meningkatnya kasus jumlah kematian ibu di Probolinggo pada tahun 2014 disebabkan salah satunya adalah beberapa masyarakat Probolinggo menggunakan alternatif jasa dukun beranak untuk melahirkan.

Banyak faktor yang menjadi penyebab kematian ibu, misalnya terlambat membuat keputusan, terlambat tiba difasilitas kesehatan, terlambat dalam pertolongan medis, terlalu muda untuk hamil, terlalu tua untuk hamil, terlalu banyak anak, dan terlalu dekat jarak antar anak. Faktor lain penyebab kematian ibu adalah faktor non medis meliputi masalah sosial ekonomi, pendidikan dan lingkungan. Faktor yang menyebabkan kematian ibu dapat berbeda antar wilayah. Faktor geografis berpengaruh terhadap mobilitas penduduk dan akses masyarakat terhadap kebutuhan pangan, pendidikan, dan kesehatan primer. Berbagai upaya telah dilakukan untuk menurunkan jumlah kematian ibu, namun upaya tersebut masih kurang atau belum mapu menurunkan jumlah kematian ibu. Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk menurunkan jumlah kematian ibu yaitu dengan mengetahui faktor-faktor penyebabnya.

Penelitian sebelumnya tentang kematian ibu dilakukan oleh Darnah (2009) dengan menggunakan model regresi poisson. Penentuan model terbaik berdasarkan nilai R^2 devians, dimana model terbaik yang diperoleh menunjukkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kematian ibu di Jawa Timur pada tahun 2003 yaitu rata-rata pengeluaran biaya kesehatan perkapita, persentase penduduk miskin dan jumlah tenaga medis dan paramedis. Selain itu Novita (2011) melakukan penelitan terhadap kematian ibu dengan pendekatan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). Pemodelan jumalah kematian ibu hanya menggunakan variabel-variabel dari faktor kesehatan sehingga didapatkan model regresi poisson dan GWPR tidak ada perbedaan yang signifikan.

Kondisi geografis, sosial budaya dan ekonomi sangatlah berbeda di setiap wilayah, maka dari itu hal ini berlaku jika faktor yang berpengaruh terhadap variabel respon yang diamati yaitu jumlah kematian ibu tentu akan berbeda pada setiap wilayah. Oleh karena itu, suatu metode pemodelan statistik dengan memperhitungkan faktor spasial diperlukan pada kasus ini. Metode statistik yang diharapkan mampu menghasilkan model jumlah jumlah kematian ibu yang spesifik di setiap wilayah di Kabupaten Probolinggo. Metode statistik yang telah dikembangkan untuk analisis data dengan memperhitungkan faktor spasial saat ini yaitu *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). GWPR merupakan bentuk lokal dari regresi Poisson dimana dalam metode ini memperhatikan aspek spasial dan variabel respon diasumsikan berdistribusi Poisson yaitu suatu distribusi untuk peristiwa yang memiliki peluang kejadian kecil dimana kejadiannya tergantung pada interval waktu tertentu atau disuatudaerah tertentu dengan hasil pengamatan berupa variabel diskrit dan antar variabel saling independen.

Data jumlah kematian ibu tiap kecamatan di kabupaten Probolinggo tahun 2014 merupakan data count sehingga dianalisis menggunakan Regresi Poisson. Namun pada Regresesi Poisson nilai mean dan varians haruslah sama. Pada kasus nyata, kemungkinannya sangat kecil untuk mendapatkan nilai mean dan varian sama malah sebaliknya nilai varian lebih besar dari nilai mean yang biasa disebut overdispersi. Maka dari itu untuk menangani adanya overdispersi, pada penelitian ini menggunakan metode *Generalized Poisson Regression* (GPR).

1.2 Perumusan Masalah

Data jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 merupakan data count sehingga dianalisis menggunakan regresi poisson. Namun ada asumsi yang harus dipenuhi dalam regresi poisson yaitu nilai mean harus sama dengan nilai rata-rata. Pada penelitian–penelitian sebelumnya asumsi tersebut tidak terpenuhi, melainkan terjadi overdispersi dimana nilai varian lebih besar daripada nilai mean. Maka dari itu pada penelitian ini, untuk mengatasi overdispersi digunakan *Generalized Poisson Regression* (GPR).

Walaupun demikian, pada penelitian ini menggunakan peta tematik untuk mengetahui persebaran dan karakteristik jumlah kematian ibu dan faktor-faktor yang mempengaruhinya di Kabupaten Probolinggo tahun 2014. Selain itu metode yang digunakan adalah *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk mengetahui faktor-faktor mana saja yang mempengaruhi jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan permasalahan, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah mendeskripsikan karakteristik dan persebaran jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 berdasarkan kecamatan serta mendapatkan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan pada penelitian ini adalah mendapatkan faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kematian ibu yang masih dirasa cukup tinggi pada Kabupaten Probolinggo.

1.5 Batasan Masalah

Agar permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini tidak terlalu luas, maka menggunakan data jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 dengan unit peneitian adalah tiap kecamatan. Variabel penelitian dibatasi pada pelayanan kesehatan yang diberikan oleh tenaga kesehatan.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statististika Deskriptif

Statistika deskriptif merupakan metode-metode yang berkaitan dengan merangkum data, menyajikannya dalam bentuk yang mudah dibaca dan cepat memberikan informasi seperti tabel, grafik, dan nilai penyebaran. Analisis yang belum dilakukan,sehingga belum dapat mengambil kesimpulan, hanya terbatas pada deskriptif saja. Secara umum statistika deskriptif dapat diartikan sebagai metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna (Walpole,1995). Statistika deskriptif yang dipakai pada penelitian ini adalah rata-rata, varian, dan korelasi.

2.1.1 Rata-rata

Rata-rata adalah jumlah nilai pada data dibagi dengan banyaknya data tersebut (Walpole, 1995). Rumus yang digunakan untuk menghitung rata-rata adalah :

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n} \tag{2.1}$$

Dimana $\bar{x}$ merupakan nilai rata-rata, $\sum_{i=1}^{n} x_i$ merupakan jumlah seluruh data dari data pertama hingga data ke-*n* dan *n* merupakan banyak data.

2.1.2 Varians

Varians merupakan suatu nilai yang menunjukkan ukuran variabilitas yang dihitung dengan cara mengkuadratkan standar deviasi (Walpole, 1995). Rumus yang digunakan untuk varians ditunjukkan pada persamaan (2.2) sebagai berikut.

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left(x_i - \bar{x}\right)^2}{n-1} \tag{2.2}$$

2.1.3 Korelasi

Menurut Walpole (1995) analisis korelasi adalah suatu metode analisis statistik yang digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antara dua peubah demikian melalui sebuah bilangan yang disebut koefisien korelasi. Koefisien korelasi linear sebagai ukuran hubungan linear antara dua peubah acak X dan Y, dan dilambangkan dengan r. Jadi r mengukur sejauh mana titik – titik menggerombol sekitar sebuah garis lurus. Oleh karena itu, dengan membuat diagram pancar bagi n pengamatan $\{(x_i, y_i) ; i= 1, 2..., n\}$. Bila titik – titik menggerombol mengikuti sebuah garis lurus dengan kemiringan positif, maka ada korelasi positif yang tinggi antara kedua peubah. Akan tetapi bila titik – titik menggerombol mengikuti sebuah garis lurus dengan kemiringan negatif, maka antara kedua peubah itu terdapat korelasi negatif yang tinggi. Korelasi antara kedua peubah semakin menurun secara numerik dengan semakin memencarnya atau menjauhnya titik – titik dari suatu garis lurus. Bila titik – titiknya mengikuti suatu pola yang acak, dengan kata lain tidak ada pola. Berikut adalah langkah-langkah pengujian korelasi.

$$r_{xy} = \frac{n\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \sum_{i=1}^{n} x_i \sum_{i=1}^{n} y_i}{\sqrt{\left[n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2\right]\left[n\sum_{i=1}^{n} y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} y_i\right)^2\right]}} \tag{2.3}$$

2.2 Multikolinearitas

Multikolinearitas merupakan adanya hubungan antara variabel prediktor yang satu dengan variabel prediktor lain. Menurut Hocking (1996), terdapat 2 cara untuk mendeteksi adanya multikolinearitas yaitu sebagai berikut.

1) VIF (*Variance Inflation Factor*)

Nilai VIF dapat dihitung dengan menggunakan persamaan dibawah ini:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \tag{2.4}$$

VIF_j akan bernilai 1 jika prediktornya tidak saling berkorelasi, sedangkan jika VIF lebih dari 10 maka hal tersebut menunjukkan adanya kolinearitas atau multikolinearitas antar variabel prediktor. VIF > 10 menunjukkan bahwa koefisien determinasinya R_j^2 diatas 0,90 sehingga dapat disimpulkan bahwa korelasi antar variabel prediktor kuat.

Jika terdapat kasus multikolinearitas, tindakan yang dilakukan adalah mengeluarkan variabel yang mengalami kasus multikolinearitas namun jika variabel tersebut signifikan terhadap model maka akan dipertimbangkan lagi untuk tetap dipertahankan.

2.3 Model Regresi Poisson

Pada pembahasan ini akan dijelaskan mengenai distribusi poisson, model regresi poisson, deteksi kolinieritas, penaksiran parameter dengan metode *Maximum Estimator* (MLE), pengujian parameter model regresi poisson, overdispersi, model *Generalized Poisson Regression* (GPR) dan pemilihan model terbaik dengan AIC.

2.3.1 Distribusi Poisson

Distribusi poisson merupakan distribusi probabilitas untuk variabel diskrit acak yang mempunyai nilai 0, 1, 2, 3 dst. Menurut Cameron dan Trivedi (1998), peubah acak Y yang bertipe diskrit mengikuti distribusi Poisson dengan μ yaitu rata-rata banyaknya sukses selama selang waktu tertentu atau dalam daerah tertentu. Selang waktu tertentu dapat berupa sedetik, semenit, sejam, sehari, seminggu maupun sebulan maka fungsi densitas distribusi poisson ditunjukkan pada persamaan (2.5).

$$f(y)=\begin{cases}\dfrac{e^{-\mu}\mu^{y}}{y!} & \text{untuk } y = 0,1,2,3....\\ 0 & \text{untuk } y \text{ yang lain}\end{cases} \qquad (2.5)$$

Dimana μ menyatakan rata-rata banyaknya sukses yang terjadi dalam selang waktu atau daerah tertentu tersebut dan e = 2,718...Rataan dan variansi distribusi Poisson $f(y,\mu)$ keduanya sama dengan μ. Bila n besar dan p dekat dengan nol, distribusi Poisson dapat digunakan, dengan $\mu = np$, untuk menghampiri peluang binomial. Bila p dekat dengan 1, distribusi Poisson masih dapat dipakai untuk menghampiri peluang binomial dengan mempertukarkan apa yang telah dinamai dengan sukses dan gagal, sehingga dengan mengganti p dengan suatu nilai yang dekat dengan nol.

Percobaan akan mengikuti sebaran distribusi Poisson jika mempunyai sifat sebagai berikut:

1) Banyaknya sukses terjadi pada suatu selang waktu yang berbeda adalah independen.
2) Merupakan kejadian yang terjadi pada populasi yang besar dengan probabilitas terjadinya sukses kecil.

2.3.2 Regresi Poisson

Analisis regresi merupakan metode statistika yang populer digunakan untuk menyatakan hubungan antara peubah tak bebas Y dengan peubah-peubah bebas X. Dari uraian tersebut maka regresi poisson adalah salah satu regresi yang dapat menggambarkan hubungan antara variabel respon (y) dimana variabel respon berdistribusi poisson dan variabel bebas (x). Variabel y merupakan variabel respon (dependen) yang menyatakan jumlah kejadian sukses yang terjadi dalam selang waktu tertentu sedangkan variabel x merupakan variabel prediktor yang saling independen antara satu sama lain (Cameron dan Trivedi, 1998).

Model regresi poisson menyatakan mean variabel random sebagai fungsi variabel prediktor. Misalkan terdapat data yang diambil dari bentuk sebagai berikut.

$$\begin{array}{ccccccc} i & Y & X_1 & X_2 & X_3 & \ldots & X_j \\ 1 & Y_1 & X_{11} & X_{21} & X_{31} & \ldots & X_{j1} \\ 2 & Y_2 & X_{12} & X_{22} & X_{32} & \ldots & X_{j2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ n & Y_n & X_{1n} & X_{2n} & X_{3n} & \cdots & X_{jn} \end{array}$$

Dengan y_i adalah observasi ke-i dari variabel respon Y, dan x_{ji} adalah nilai variabel prediktor X_j (j = 1,2,...,k). Menurut Myers (1990) jika μ_i adalah rata-rata banyaknya sukses yang terjadi dalam selang waktu tertentu dan diasumsikan μ_i tidak berubah dari data point yang satu ke data point yang lain secara independen maka μ_i dapat dimodelkan sebagai fungsi dari k variabel prediktor. Sehingga persamaan (2.5) menjadi persamaan (2.6).

$$f(y_i, \boldsymbol{\beta}) = \frac{e^{-\mu(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta})}[\mu(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta})]^{y_i}}{y_i!} \tag{2.6}$$

Variabel y_i merupakan variabel respon berdistribusi poisson,vektor $\boldsymbol{\beta}$ menunjukan parameter yang akan ditaksir, dan $\mu(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta})$ adalah rata-rata poisson atau nilai harapan y_i yang merupakan fungsi dari variabel prediktor dengan kata lain E(y_i) adalah $\mu(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta})$. Fungsi $\mu(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta})$ dapat dipilih menurut pola data yang diperoleh dan selalu berharga positif. Salah satu fungsi yang dapat digunakan dalam $\mu(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta})$ adalah $\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})$ dimana $\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$ adalah fungsi linier (Myers, 1990).

Fungsi linier variabel prediktor $\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$ nantinya akan menghubungkan variabel-variabel prediktor pada mean distribusi, dalam *Generalized Linear Model* disebut fungsi penghubung (*link function*). Model Regresi Poissson merupakan *Generalized Linear*

Model (GLM) dengan data responnya (komponen random) diasumsikan berdistribusi Poisson (McCullagh and Nelder, 1989; Agresti, 2002).

GLM terdiri dari tiga komponen yaitu komponen random, komponen sistematik, dan *link function*. Komponen random terdiri dari variabel respon Y dengan nilai observasi yang independen antara yang satu dengan yang lain. Komponen sistematik dari GLM menghubungkan vektor $\eta = (\eta_1, \eta_2, ..., \eta_n)^T$ dengan sekumpulan variabel penjelas *j* (*j* = 1,2,3,...,*k*) maka $\boldsymbol{\eta} = \boldsymbol{X}^T\boldsymbol{\beta}$ dengan $\boldsymbol{X}$ adalah matriks model (kadang-kadang disebut juga matriks cadangan) yang berisi nilai-nilai variabel prediktor untuk *n* buah pengamatan, dan $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor dari parameter-parameter didalam model. Vektor $\boldsymbol{\eta}$ disebut sebagai prediktor linear.

Komponen ketiga adalah *link function* yang menghubungakan komponen random dengan komponen sistematik. Misalkan μ_i adalah mean dari Y_i, μ_i = E(y_i), untuk *i* = 1,2,...,*n*. Model menghubungkan μ_i dengan η_i oleh $g(\mu_i) = \eta_i$, dimana *g(.)* adalah suatu fungsi yang dapat diturunkan (*differntiable*). Dengan demikian *g(.)* menghubungkan E(y_i) dengan variabel penjelas melalui formula sebagai berikut.

$$g(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_j x_{ij} \qquad (2.7)$$

Pada model regresi Poisson, biasanya *link function* yang digunakan adalah log yaitu $\ln(\mu_i) = \eta_i$, sehingga fungsi hubungan untuk model regresi Poisson mempunyai logaritama seperti pada persamaan (2.8) dan (2.9).

$$\ln E(y_i \mid x_i) = \ln(\mu_i) = \eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_j x_{ij} \qquad (2.8)$$

$$\mu_i = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_j x_{ij}) \qquad (2.9)$$

2.3.3 Penaksiran Parameter Regresi Poisson

Metode MLE merupakan salah satu metode penaksiran parameter yang dapat digunakan untuk menaksir parameter suatu model yang diketahui distribusinya. Berdasarkan persamaan (2.6) maka bentuk umum fungsi *likelihood* untuk regresi poisson adalah sebagai berikut.

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

$$L(y,\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^{n} \left\{ \frac{e^{-\mu(\mathbf{x}_i,\boldsymbol{\beta})}[\mu(\mathbf{x}_i,\boldsymbol{\beta})]^{y_i}}{y_i!} \right\} \tag{2.10}$$

$$L(y,\boldsymbol{\beta}) = \frac{e^{-\sum_{i=1}^{n}\mu(\mathbf{x}_i,\boldsymbol{\beta})}\left[\prod_{i=1}^{n}\mu(\mathbf{x}_i,\boldsymbol{\beta})^{y_i}\right]}{\prod_{i=1}^{n} y_i!}$$

Langkah selanjutnya adalah melakukan turunan parsial fungsi *ln-likelihood* pada persamaan (2.10) terhadap parameter yang akan diestimasi. Fungsi *ln-likelihood* pada persamaan (2.10) adalah sebagai berikut.

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} y_i \ln \mu(\mathbf{x}_i,\boldsymbol{\beta}) - \sum_{i=1}^{n}\mu(\mathbf{x}_i,\boldsymbol{\beta}) - \sum_{i=1}^{n}\ln(y_i!) \tag{2.11}$$

Jika $\mu(\mathbf{x}_i,\boldsymbol{\beta}) = \exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})$ maka persamaan (2.11) akan menjadi persamaan (2.12).

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} y_i \ln\left[\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})\right] - \sum_{i=1}^{n}\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}) - \sum_{i=1}^{n}\ln(y_i!)$$

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n}\left[y_i(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}) - \exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}) - \ln(y_i!)\right] \tag{2.12}$$

dinyatakan dengan $\hat{\boldsymbol{\beta}}_k$ yang merupakan penyelesaian dari turunan pertama fungsi logaritma natural dari Likelihood. Selanjutnya persaman (2.12) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T$ menjadi turunan kedua

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^{T}} = 0$$

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^{T}} = \sum_{i=1}^{n} y_i \mathbf{x}_i - \sum_{i=1}^{n} \mathbf{x}_i \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right) \qquad (2.13)$$

Akan tetapi, penyelesaian dengan cara tersebut sering kali tidak mendapatkan hasil yang eksplisit sehingga alternatif yang bisa digunakan untuk mendapatkan penyelesaian dari MLE adalah dengan metode iterasi numerik yaitu Newton-Raphson. Algoritma metode Newton-Raphson dapat dituliskan sebagai berikut.

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

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

dengan

$$\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{n}\times(\boldsymbol{k}+\boldsymbol{1})} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & \cdots & x_{kn} \end{bmatrix} \text{dan}$$

$$\boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} \mathrm{y}_1 & \mathrm{y}_2 & \cdots & \mathrm{y}_\mathrm{n} \end{bmatrix}^T$$

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

$$\boldsymbol{g}^{\boldsymbol{T}}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(\boldsymbol{m})}\right)_{(k+1)\times 1} = \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{\boldsymbol{0}}}, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{\boldsymbol{1}}}, \cdots, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{\boldsymbol{k}}}\right)_{\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{\beta}_{(m)}}$$

k adalah banyaknya parameter yang ditaksir.

3) Membentuk matriks Hessian $\boldsymbol{H}$:

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

Dengan $Var\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}\right) = -E\left[\boldsymbol{H}^{-1}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}\right)\right]$

4) Memasukkan nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$ kedalam elemen-elemen vektor $\boldsymbol{g}$ dan matris $\boldsymbol{H}$ hingga diperoleh vektor $\boldsymbol{g}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}\right)$ dan matriks $\boldsymbol{H}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}\right)$.

5) Mulai dari m = 0 dilakukan iterasi pada persamaan :

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

Nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}$ merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke-m.

6) Jika belum didapatkan penaksir parameter yang konvergen, maka dilanjutkan kembali langkah 5 hingga iterasi ke $m = (m+1)$.

2.3.4 Pengujian Parameter Regresi Poisson

Pengujian signifikansi parameter dalam model regresi Poisson bertujuan untuk mengetahui parameter tersebut telah menunjukkan hubungan yang tepat atau tidak antara variabel prediktor dengan variabel respon dan mengetahui parameter tersebut berpengaruh signifikan atau tidak terhadap model. Pengujian parameter pada statistika inferensia memegang peranan penting karena digunakan untuk penarikan kesimpulan.

Untuk menguji kelayakan model regresi Poisson, terlebih dahulu ditentukan dua buah fungsi *likelihood* yang berhubungan dengan model regresi yang diperoleh. Fungsi-fungsi *likelihood* yang dimaksud adalah $L\left(\hat{\Omega}\right)$ yaitu nilai *likelihood* untuk model lengkap dengan melibatkan variabel prediktor dan $L(\hat{\omega})$, yaitu nilai *likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor. Salah satu metode yang digunakan untuk menentukan statistik uji dalm pengujian parameter model regresi Poisson adalah dengan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). *Likelihood ratio* regresi Poisson dinotasikan dengan persamaan sebagai berikut.

$$\Lambda = \frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \tag{2.14}$$

Dengan hipotesis sebagai berikut:

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

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

Menurut Agresti (2002) statistik uji yang digunakan pada metode ini adalah sebagai berikut.

$$D(\hat{\beta}) = -2 \ln \Lambda \tag{2.15}$$

Jika nilai Λ pada persamaan (2.14) disubstitusikan pada persamaan (2.15) maka statistik uji untuk kelayakan model regresi Poisson adalah sebagai berikut.

$$D(\hat{\beta}) = -2\left[\ln\left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})}\right)\right] = 2\left(\ln L(\hat{\omega}) - \ln L(\hat{\Omega})\right) \tag{2.16}$$

Keputusan:

Tolak H_0 jika $D(\hat{\beta})_{hitung} \geq \chi^2_{v,\alpha}$, dengan v adalah banyaknya parameter model dibawah populasi dikurangi dengan banyaknya parameter dibawah H_0. Parameter model regresi Poisson yang telah dihasilkan dari estimasi parmeter belum tentu mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap model. Untuk itu peru dilakukan pengujian terhadap parameter model regresi Poisson secara parsial. Pengujian parameter secara parsial menggunakan uji statistik *wald*. Nilai *wald* dibandingkan dengan distribusi *chi-square* pada tingkat signifikan α dan derajat bebas 1, atau alternatif lain dibandingkan dengan distribusi normal. Berikut ini adalah hipotesis yang digunakan.

$H_0 : \beta_j = 0$ (pengaruh variabel ke-*j* tidak signifikan)

$H_1 : \beta_j \neq 0$ (pengaruh variabel ke-*j* signifikan)

Statistik uji:

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \tag{2.17}$$

$SE(\hat{\beta}_j)$ adalah *standar error* atau tingkat kesalahan dari parameter β_j.

Keputusan yang akan diambil adalah tolak H_0 jika $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$ dimana α adalah tingkat signifikansi yang digunakan.

2.3.5 Overdispersi

Khoshgoftaar, Gao & Szabo (2004) mengatakan bahwa metode regresi Poisson mempunyai *equi-dispersion*, yaitu kondisi dimana nilai mean dan varians dari variabel respon bernilai sama. Namun, ada kalanya terjadi fenomena *over/under dispersion* dalam data yang dimodelkan dengan distribusi Poisson yaitu varians lebih besar atau lebih kecil daripada mean. Taksiran dispersi diukur dengan varians atau *Pearson's Chi-Square* yang dibagi derajat bebas. Data dikatakan mengalami overdispersi jika taksiran dispersi kurang dari 1.

Penggunaan model yang baku seperti *Poisson Regression* (PR) pada data yang mengalami (khususnya) overdispersi akan membawa konsekuensi pda nilai penduga bagi kesalahan baku yang lebih kecil (*underestimate*) yang selanjutnya dapat mengakibatkan kesalahan (*misleading*) pada inferensia bagi parameter modelnya (Astuti & Yanagawa, 2002). Oleh karena itu diperlukan metode regresi lain yang cocok untuk menyelesaikan fenomena adanya *over/under dispersion* pada data variabel respon.

Ada suatu model regresi *count* yang dapat mengatasi masalah *over/under dispersion* dalam keadaan data tidak terlalu banyak nol,yaitu model *Negative Binomial* (NB) dan *Generalized*

Poisson (GP). Contohnya, model GP yang digunakan Famoye, Wulu dan Singh (2004) dalam pemodelan data kecelakaan kendaraan ternyata lebih tepat menggambarkan keadaan data dibanding model Poisson.

Untuk menyelidiki kasus overdispersi atau tidak, dilakukan pengujian dengan hipotesis.

H_0 : $\theta = 0$ (tidak terjadi kasus *over* dispersi)

H_1 : $\theta \neq 0$ (terjadi kasus *over* dispersi)

Dengan menggunakan taraf signifikan α maka H_0 ditolak jika *P-value* dari estimasi θ yang dihasilkan kurang dari α. Taksiran dispersi diukur dengan nilai devians atau *Pearson's Chi-Square* yang dibagi derajat bebas. Data *over* dispersi jika taksiran dispersi lebih besar 1 dan *under* dispersi jika taksiran dispersi kurang dari 1.

2.3.6 Model Regresi *Generalized Poisson* (GP)

Model regresi *Generalized Poisson* (GP) merupakan suatu model yang sesuai untuk data *count* dimana terjadi pelanggaran asumsi mean sampel sama dengan variansi sampel pada distribusi Poisson, atau dengan kata lain jika terjadi *over/under dispersion*. Sehingga selain μ dalam GP terdapat θ sebagai parameter dispersi.

Model regresi GP mirip dengan model regresi Poisson yaitu merupakan suatu model GLM, akan tetapi pada model regresi GP mengasumsikan bahwa komponen randomnya berdistribusi *Generalized Poisson*. Misal, y_i = 0,1,2,... merupakan variabel respon. Distribusi GP diberikan Famoye, dkk (2004) sebagai berikut.

$$f(\mu_i, \theta, y_i) = \left(\frac{\mu_i}{1+\theta\mu_i}\right)^{y_i} \frac{(1+\theta y_i)^{y_i-1}}{y_i!} \exp\left(\frac{-\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i}\right) \qquad (2.18)$$

Dimana $y_i = 0,1$

Mean dan variansi model GP adalah sebagai berikut:

$E(y_i|x_i) = \mu_i$ dan $V(y_i|x_i) = \mu_i(1+\theta\mu_i)^2$

Jika $\theta = 0$ maka model regresi GP akan menjadi regresi Poisson biasa. Jika $\theta > 0$, maka model regresi GP merepresentasikan data *count* yang *over dispersion*, dan jika $\theta < 0$ maka merepresentasikan data *count* yang *underdispersion*. Model regresi *Generalized Poisson* mempunyai bentuk yang sama dengan model regresi poisson.

$$\ln(\mu_i) = \boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\beta} = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_k x_{ik}$$

$$\mu_i = \exp\left(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right) = \exp\left(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_k x_{ik}\right)$$

2.3.7 Penaksiran Parameter Regresi *Generalized Poisson* (GPR)

Penaksiran parameter pada model regresi *Generalized Poisson* dengan fungsi distribusi pada persamaan (2.18) dilakukan dengan metode MLE (*Maximum Likelihood Estimator*). Fungsi likelihood untuk model GPR adalah sebagai berikut.

$$L(\mu_i, \theta) = \prod_{i=1}^{n} f(\mu_i, \theta)$$

$$L(\mu_i, \theta) = \prod_{i=1}^{n} \left(\left(\frac{\mu_i}{1 + \theta \mu_i} \right)^{y_i} \frac{(1 + \theta y_i)^{y_i - 1}}{y_i!} \Delta \right)$$

$$L(\mu_i, \theta) = \prod_{i=1}^{n} \left(\frac{\mu_i}{1 + \theta \mu_i} \right)^{y_i} \prod_{i=1}^{n} \frac{(1 + \theta y_i)^{y_i - 1}}{y_i!} \prod_{i=1}^{n} \Delta \tag{2.19}$$

Keterangan :

$$\Delta = \exp\left(\frac{-\mu_i (1 + \theta y_i)}{1 + \theta \mu_i} \right)$$

Selanjutnya persamaan (2.19) diubah dalam bentuk fungsi logaritma natural menjadi.

$$\ln L(\mu_i,\theta) = \ln\left(\prod_{i=1}^{n}\left(\frac{\mu_i}{1+\theta\mu_i}\right)^{y_i}\prod_{i=1}^{n}\frac{(1+\theta y_i)^{y_i-1}}{y_i!}\Delta\right)$$

$$\ln L(\mu_i,\theta) = \sum_{i=1}^{n}\begin{pmatrix} y_i\ln(\mu_i) - y_i\ln(1+\theta\mu_i) + (y_i-1) \\ \ln(1+\theta y_i) - \ln(y_i!) - \dfrac{\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i}\end{pmatrix} \tag{2.20}$$

Keterangan : $\Delta = \exp\left(\sum_{i=1}^{n}\left(\dfrac{-\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i}\right)\right)$

Dengan mensubstitusikan nilai $\mu_i = \exp(\boldsymbol{x}_i^T\boldsymbol{\beta})$ maka diperoleh

$$\ln L(\boldsymbol{\beta},\theta) = \sum_{i=1}^{n}\begin{pmatrix} y_i\ln(\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})) - y_i\ln(1+\theta\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})) \\ -\ln(y_i!) + (y_i-1)\ln(1+\theta y_i) - \\ \dfrac{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})(1+\theta y_i)}{1+\theta\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})}\end{pmatrix}$$

$$\ln L(\boldsymbol{\beta},\theta) = \sum_{i=1}^{n}\begin{pmatrix} y_i(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}) - y_i\ln(1+\theta\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})) + \\ (y_i-1)\ln(1+\theta y_i) - \ln(y_i!) - \\ \exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})(1+\theta y_i)(1+\theta\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}))^{-1}\end{pmatrix} \tag{2.21}$$

Kemudian persamaan logaritma natural dari fungsi *Likelihood* diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T$ dan disamakan dengan nol untuk mendapatkan parameter β . berikut hasil turunan kedua:

$$\frac{\partial\ln L(\boldsymbol{\beta},\theta)}{\partial\boldsymbol{\beta}^T} = \sum_{i=1}^{n}\begin{pmatrix} y_i\mathbf{x}_i^T - y_i\theta\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})(1+\theta\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}))^{-1} \\ -\Delta\end{pmatrix} \tag{2.22}$$

Keterangan : $\Delta = \left(1+\theta y_i\right)\begin{pmatrix} \mathbf{x}_i^T \exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\left(1+\theta\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)^{-1} \\ -\theta\mathbf{x}_i^T\left(\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)^2 \\ \left(1+\theta\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)^{-2} \end{pmatrix}$

Jika ingin mendapatkan penaksir parameter θ maka persamaan tersebut diturnkan terhadap θ dan disamakan dengan nol. Bentuk turunan yang dihasilkan yaitu.

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta},\theta)}{\partial\theta} = \sum_{i=1}^{n}\begin{pmatrix} y_i \exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\left(1+\theta\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)^{-1} + \\ y_i\left(y_i-1\right)\left(1+\theta y_i\right)^{-1} - \Delta \end{pmatrix} \tag{2.23}$$

Keterangan : $\Delta = \exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\begin{pmatrix} y_i\left(1+\theta\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)^{-1} \\ -\left(1+\theta y_i\right)\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right) \\ \left(1+\theta\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)^{-2} \end{pmatrix}$

Penurunan fungsi ln *likelihood* terhadap $\boldsymbol{\beta}^{\boldsymbol{T}}$ dan θ seringkali menghasilkan persamaan yang eksplisit sehingga digunakan metode numerik, iterasi Newton-Raphson seperti dalam subbab 2.3.3 untuk mendapatkan alternatif penyelesaian.

2.3.8 Pengujian Parameter Model GPR

Pengujian parameter model GPR dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) seperti pada pengujian parameter model Regresi Poisson, dengan hipotesis sebagai berikut.

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

H_1 : paling sedikit ada satu $\beta_j \neq 0$; $j = 1,2,...,k$

Statistik uji yang digunakan adalah,

$$D\left(\hat{\beta}_j\right) = -2\ln\left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})}\right) \tag{2.24}$$

Dengan $L(\hat{\Omega})$ yaitu nilai *Likelihood* untuk model lengkap dengan melibatkan variabel prediktor dan $L(\hat{\omega})$, yaitu nilai *Likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor.

Tolak H_0 jika $D(\hat{\beta}_j) > \chi^2_{(k,\alpha)}$. Jika H_0 ditolak berarti paling tidak ada satu $\hat{\beta}_j \neq 0$ yang menunjukkan bahwa x_j berpengaruh secara signifikan terhadap model. Pengujian dilanjutkan dengan uji secara partial dengan hipotesis:

H_0 : $\beta_j = 0$

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

Statistik uji yang digunakan yaitu,

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \tag{2.25}$$

H_0 akan ditolak jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ dimana α adalah tingkat signifikansi yang digunakan.

2.3.9 Pemilihan Model Terbaik

Pemodelan diperlukan untuk mendapatkan hubungan yang menggambarkan variabel respon dan variabel prediktor. Ada beberapa metode dalam menentukan model terbaik pada regresi *Generalized Poisson*, salah satunya adalah *Akaike Information Criterion* (AIC). Menurut Bozdogan (2000) AIC didefinisikan sebagai berikut:

$$AIC = -2 \ln L(\boldsymbol{\beta}) + 2k \tag{2.26}$$

dimana $L(\boldsymbol{\beta})$ adalah nilai *likelihood*, dan k adalah jumlah parameter. Model terbaik regresi *Generalized Poisson* adalah model yang mempunyai nilai AIC terkecil.

2.4 Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu

Kematian ibu adalah kematian seorang wanita yang sedang hamil atau dalam periode 42 hari setelah terminasi kehamilannya, tanpa memandang lama dan lokasi kehamilan yang disebabkan karena kehamilannya atau pengelolaannya, dan bukan karena sebab-sebab lain per 100000 kelahiran hidup.

Kematian ibu dapat diubah menjadi rasio kematian ibu dan diyatakan per 100.000 kelahiran hidup, dengan membagi angka kematian dengan angka fertilitas umum. Dengan cara ini diperoleh rasio kematian ibu maternal per 100.000 kelahiran.

$$AKI = \frac{\text{Jumlah Kematian Ibu}}{\text{Jumlah Kelahiran Hidup}} \times K \qquad (2.27)$$

Dimana jumlah kematian ibu yang dimaksud adalah banyaknya kematian ibu yang disebabkan karena kehamilan, persalinan sampai 42 hari setelah melahirkan pada tahun tertentu di daerah tertentu. Sedangkan jumlah kelahiran hidup adalah banyaknya bayi yang lahir hidup pada tahun tertentu di daerah tertentu. *K* merupakan konstanta yaitu 100.000 bayi lahir hidup.

Kematian tersebut disebabkan oleh berbagai penyebab yang berhubungan dengan kehamilan atau diperburuk oleh kehamilan atau penatalaksanaannya, tetapi bukan akibat kecelakaan atau secara kebetulan. Tingginya jumlah kematian ibu menggambarkan tingkat kesadaran perilaku hidup sehat, status gizi dan kesehatan ibu, kondisi kesehatan lingkungan serta tingkat pelayanan kesehatan terutama pada ibu hamil, ibu melahirkan dan ibu pada masa nifas. Kematian ibu dapat dibagi menjadi dua kelompok, yaitu:

1. Kematian langsung adalah kematian yang timbul sebagai akibat komplikasi kehamilan, persalinan, dan nifas yang disebabkan oleh intervensi, kegagalan, pengobatan yang tidak tepat, atau rangkaian semua peristiwa tersebut diatas.
2. Kematian tidak langsung adalah kematian yang diakibatkan oleh penyakit yang timbul sebelum atau selama kehamilan dan tidak disebabkan langsung oleh penyebab kebidanan, akan tetapi diperburuk oleh kehamilan yang fisiologis (Royston,1994).

Penelitian sebelumnya Novita (2012) menyatakan bahwa faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu adalah persentase ibu hamil yang melaksanakan program K1, persentase persalinan yang dibantu oleh dukun, persentase ibu hamil yang mendapatkan Fel, persentase ibu hamil beresiko tinggi/komplikasi ditangani, persentase rumah tangga hidup sehat, persentase bidan disetiap kabupaten/kota, dan persentase saran kesehatan disetiap kabupaten/kota.

Selain itu Evadianti (2014) dalam penelitiannya yang berjudul Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur Tahun 2013 dengan GWNBR menyatakan bahwa faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu adalah persentase ibu hamil mendapatkan Fe3, persentase ibu hamil beresiko tinggi, persentase penanganan ibu mengalami komplikasi, persentase persalinan dibantu dukun, persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan, persentase ibu nifas mendapatkan vitamin A, rasio sarana kesehatan rumah sakit, rasio sarana kesehatan puskesmas.

Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Wardani (2015) tentang Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Keatian Ibu di Jawa Timur Tahun 2013 Menggunakan Regresi Binomial Negatif. Dalam penelitian ini menyatakan bahwa faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu adalah melaksanakan program K1, persentase ibu hamil melaksankan program K4, persentase penanganan ibu hamil mengalami komplikasi, persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan, persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan, persentase ibu nifas mendapatkan vitamin A, persentase ibu hamil mendapatkan Fe3, rasio sarana kesehatan rumah sakit, rasio sarana kesehatan puskesmas.

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Laboratorium Lingkungan dan Kesehatan Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) dengan unit penelitian berupa data setiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo mengenai jumlah kematian ibu tahun 2014.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan pada penelitian ini terbagi dua yaitu variabel respon (y) atau variabel dependen dan variabel prediktor (x) atau variabel independen dengan unit penelitian setiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo tahun 2014. Berikut merupakan penjelasan setiap variabel yang akan digunakan:

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Tipe Variabel
Y	Jumlah kematian ibu pada tiap kecamatan	Diskrit
X_1	Persentase ibu hamil mendapat Tablet Fe3	Kontinu
X_2	Persentase ibu hamil mengikuti program K1	Kontinu
X_3	Persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan	Kontinu
X_4	Persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan	Kontinu
X_5	Persentase ibu yang mengalami komplikasi	Kontinu

Menurut Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur (2014) pada profil kesehatan Jatim 2012, berikut ini adalah penjelasan dari masing-masing variabel penelitian.

1) Jumlah kematian ibu pada tiap kecamatan adalah banyaknya kematian ibu yang disebabkan karena kehamilan, persalinan sampai 42 hari setelah melahirkan pada tahun 2014 setiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo.

2) Persentase ibu hamil mendapat tablet Fe3 merupakan ibu hamil yang mendapatkan tablet penambah darah tambahan zat besi sebagai upaya pencegahan dan penanggulangan anemia gizi. Jumlah tablet yang diterima sebanyak 90 tablet dari awal kehamilan
3) Persentase ibu hamil mengikuti program K1 merupakan persentase ibu hamil yang melakukan kontak pertama dengan tenaga kesehatan untuk mendapatkan pelayanan antenatal
4) Persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan, dalam masa nifas ibu akan memperoleh pelayanan kesehatan yang meliputi pemeriksaan kondisi umum (tekanan darah, nadi, respirasi dan suhu), pemeriksaan lokhia dan pengeluaran per vaginam lainnya, pemeriksaan payudara, anjuran ASI eksklusif 6 bulan dan pelayanan KB pasca persalinan. Perawatan nifas yang tepat akan memperkecil resiko kelainan atau bahkan kematian pada ibu nifas.
5) Persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan adalah persentase persalinan yang proses kelahirannya dibantu oleh tanaga kesehatan professional.
6) Persentase ibu yang mengalami komplikasi merupakan ibu hamil dengan keadaan penyimpangan dari normal yang secara langsung menyebabkan kesakitan dan kematian bagi ibu maupun bayinya. Kasus-kasus kompilkasi kebidanan antara lain ketuban pecah dini, pendarahan pervaginam, hipertensi dalam kehamilan, ancaman persalinan prematur, infeksi berat dalam kehamilan, preeklamsi, dan eklampsi.

3.3 Struktur Data

Berikut ini adalah struktur data yang digunakan pada penelitian pemodelan jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 dengan *Generalized Poisson Regression*.

Tabel 3.2 Struktur Data

Kecamatan	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	Y_1	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$	$X_{3,1}$	$X_{4,1}$	$X_{5,1}$
2	Y_2	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$	$X_{3,2}$	$X_{4,2}$	$X_{5,2}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
24	Y_{24}	$X_{1,24}$	$X_{2,24}$	$X_{3,24}$	$X_{4,24}$	$X_{5,24}$

3.4 Langkah Analisis Data

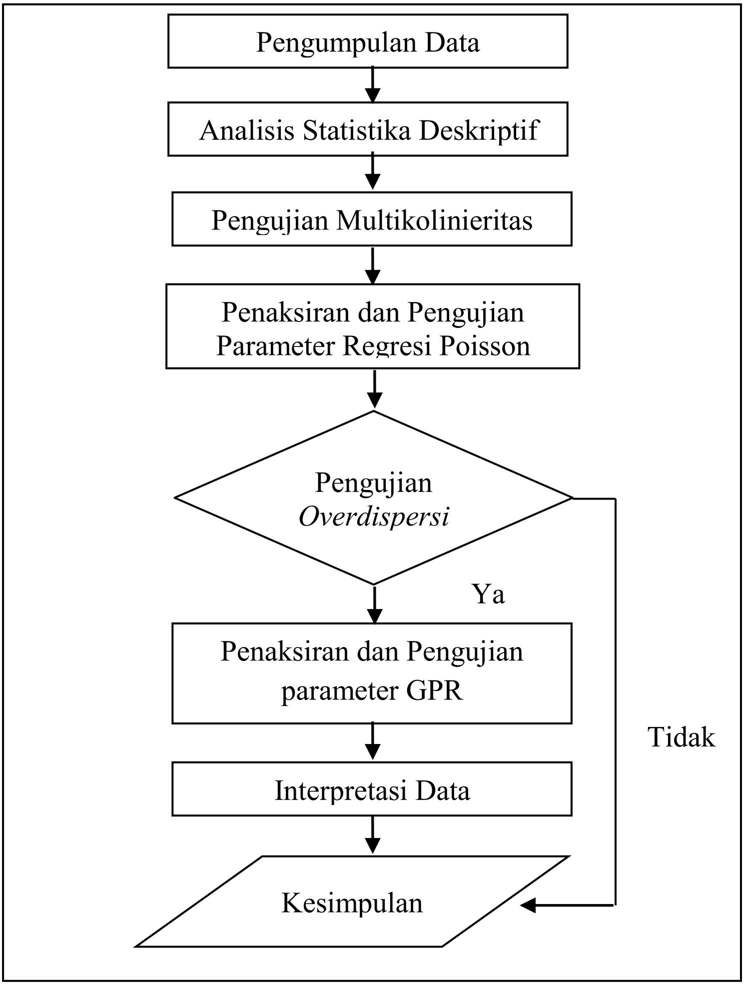
Metode penelitian yang digunakan sebagai langkah-langkah untuk mencapai tujuan penelitian dijabarkan sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan karakteristik Jumlah kematian ibu dan faktor-faktor yang mempengaruhinya di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 menggunakan pemetaan wilayah untuk masing-masing variabel.
2. Mendeteksi adanya kasus multikolinieritas dengan cara sebagai berikut.
   a. Melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Jika nilai VIF > 10, maka terdapat kasus multikolinieritas
   b. Melihat nilai R^2, jika nilai R^2 tinggi hampir mendekati 100% namun variabel prediktor yang signifikan sedikit. Hal ini berarti terdapat kasus multikolinieritas
3. Menganalisis model Regresi Poisson
   a. Menaksir parameter model
   b. Pengujian signifikansi parameter model Regresi Poisson secara serentak maupun parsial.
   c. Melakukan uji dispersi model Regresi Poisson
4. Menganalisis model GPR
   a. Menaksir parameter model
   b. Pengujian signifikansi parameter model GPR secara serentak maupun parsial
5. Memperoleh model terbaik GPR berdasarkan nilai AIC
6. Menginterpretasikan hasil analisis data jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014.

7. Menarik kesimpulan

3.5 Diagram Alir Penelitian

Diagram alir menggambarkan alur perjalanan pembuatan laporan ini, mulai dari perumusan masalah hingga pemberian kesimpulan dan saran.

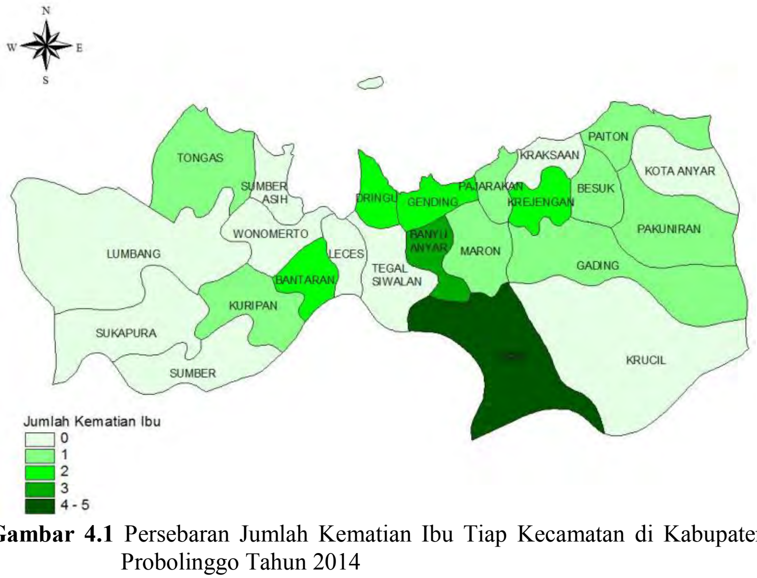


Gambar 3.1 Diagram Alir

BAB IV
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Data

Tahun 2014, Kabupaten Probolinggo memiliki jumlah kematian ibu sebanyak 24 jiwa dengan rata-rata sebesar satu jiwa disetiap kecamatan. Jumlah kematian ibu tertinggi di Kecamatan Tiris dengan jumlah 5 jiwa sedangkan 10 Kecamatan diantaranya adalah Sukapura, Sumber, Leces, Tegal Silawan, Krucil, Kota Anyar,Kraksaan, Wonomerto, Lumbang, dan Sumber Asih tidak memiliki kasus kematian ibu. Sepuluh Kecamatan yang tidak memiliki kasus kematian, hal ini diduga karena sarana kesehatan dan tenaga kesehatan yang cukup memadai. Jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo mempunyai pola menyebar di setiap Kecamatan seperti Gambar 4.1 dengan keragaman sebesar 1,48.



Gambar 4.1 Persebaran Jumlah Kematian Ibu Tiap Kecamatan di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa Kecamatan yang berada di Kabupaten Probolinggo bagian barat cenderung tidak memiliki kasus kematian ibu sedangkan bagian timur cenderung memiliki jumlah kematian ibu sebesar satu jiwa. Jika dilihat secara keseluruhan dapat disimpulkan bahwa rata-rata kecamatan di Kabupaten Probolinggo memiliki jumlah kematian ibu pada tingkatan sangat rendah yaitu tidak terdapat kasus kematian ibu.

Berikut ini adalah statistika deskriptif pada data jumlah kematian ibu dan faktor-faktor yang mempengaruhinya di Kabupaten Probolinggo 2014.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif

Variabel	Rata-rata	Varians	Minimum	Maksimum
Jumlah Kematian Ibu	1,00	1,48	0,00	5,00
Persentase ibu hamil mendapat Tablet Fe3	81,80	95,40	46,97	94,18
Persentase ibu hamil mengikuti program K1	93,99	56,27	63,59	104,26
Persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan	87,44	81,27	52,35	99,72
Persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan	86,61	112,48	45,98	98,34
Persentase ibu yang mengalami komplikasi	98,77	134,43	76,32	118,20

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa keragaman persentase ibu hamil mengikuti program K1 antar kecamatan cenderung kecil yaitu 56,27 per 100.000 kelahiran hidup. Hal ini mengindikasikan bahwa capaian ibu hamil yang melakukan kontak pertama dengan tenaga kesehatan untuk mendapatkan pelayanan antenatal cukup sama tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo. Kecamatan Sumberasih merupakan kecamatan yang persentase ibu hamil mengikuti program K1 tertinggi yaitu 104,26 per 100.000 kelahiran hidup sedangkan Kecamatan Sukapura memiliki nilai persentase terendah yaitu 63,59 per 100.000 kelahiran hidup.

4.1.1 Persebaran Faktor-Faktor Yang Berpengaruh Terhadap Jumlah Kematian Ibu di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014

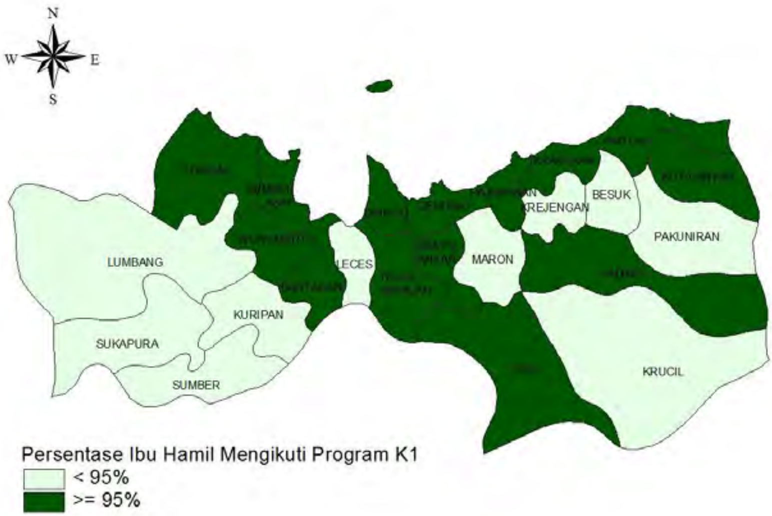
Berikut ini persebaran faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014.

a. Persebaran Ibu Hamil Mendapat Tablet Fe3

Gambar 4.2 Persebaran Persentase Ibu Hamil Mendapat Tablet Fe3

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa persentase ibu hamil mendapat tablet Fe3 tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo belum memenuhi target renstra 2014 yaitu 95 per 100.000 kelahiran hidup. Hal ini mengindikasikan capaian ibu hamil mendapatkan tablet penambah darah tambahan zat besi sebagai upaya pencegahan dan penanggulangan anemia sebanyak 90 tablet cenderung sama tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo.

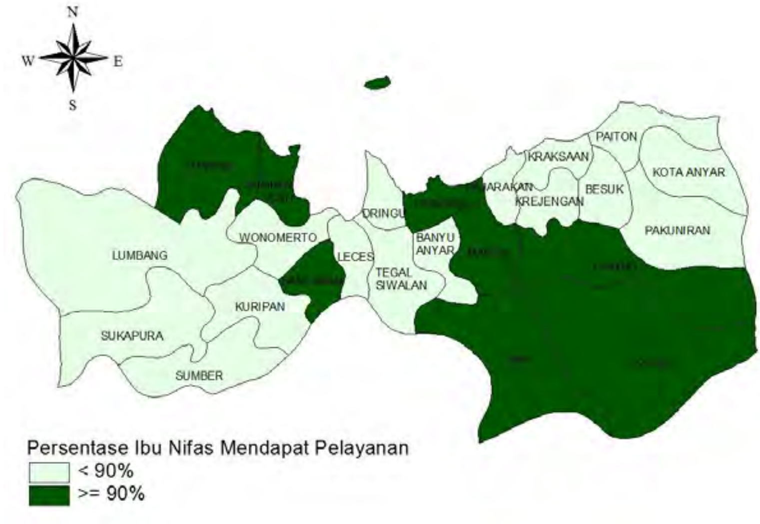
b. Persebaran Persentase Ibu Hamil Mengikuti Program K1



Gambar 4.3 Persebaran Persentase Ibu Hamil Mengikuti Program K1

Gambar 4.3 menunjukkan bahwa terdapat 14 kecamatan dengan cakupan ibu hamil mengikuti program K1 telah mencapai target renstra 2014 yaitu 95 per 100.000 kelahiran hidup sedangkan 10 kecamatan belum mencapai target renstra. Hal ini mengindikasikan bahwa capaian ibu hamil yang melakukan kontak pertama dengan tenaga kesehatan untuk mendapatkan pelayanan antenatal cukup sama tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo. Diharapkan dengan meningkatkan cakupan pelayanan ibu hamil dengan mengikuti program K1 akan meningkatkan cakupan pertolongan persalinan oleh tenaga kesehatan, sehingga dapat meminimumkan kasus kematian ibu di Kabupaten Probolinggo.

c. Persebaran Persentase Ibu Nifas Mendapatkan Pelayanan



Gambar 4.4 Persebaran Persentase Ibu Nifas Mendapat Pelayanan

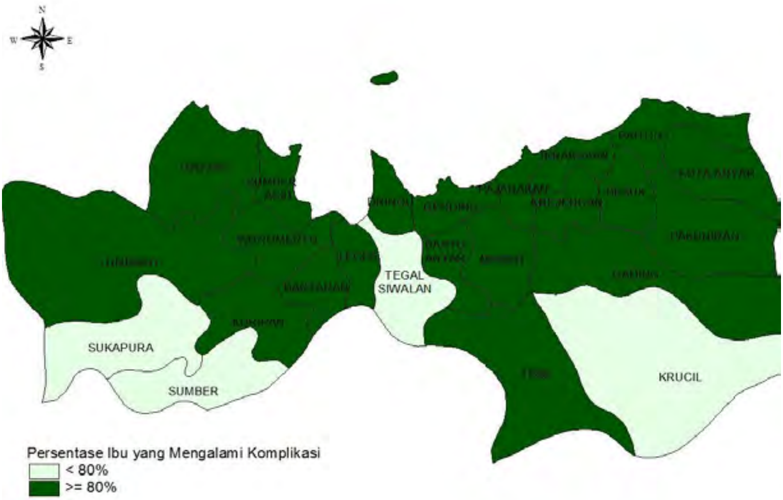
Gambar 4.4 menunjukkan bahwa terdapat 8 kecamatan yang cakupan ibu nifas mendapat pelayanan telah memenuhi target renstra 2014 sebesar 90 per 100.000 kelahiran hidup sedangkan 16 kecamatan belum memenuhi target renstra. Hal ini berarti bahwa capaian ibu nifas mendapat pelayanan kesehatan tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo cenderung berbeda. Diharapkan dapat meningkatkan pelayanan terhadap ibu nifas karena perawatan nifas yang tepat akan memperkecil resiko kelainan atau bahkan kematian pada ibu nifas.

d. Persebaran Persentase Persalinan Ditolong Tenaga Kesehatan

Gambar 4.5 Persebaran Persentase Persalinan Ditolong Tenaga Kesehatan

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa capaian cakupan persalinan ditolong tenaga kesehatan di Kabupaten Probolinggo mayoritas hampir memenuhi target renstra 2014 sebesar 90 per 100.000 kelahiran hidup. Hal ini terbukti bahwa terdapat 11 kecamatan di Kabupaten Probolinggo yang cakupan persalinan ditolong tenaga kesehatan telah mencapai target renstra 2014 sedangkan 13 kecamatan belum memenuhi target renstra 2014. Hal ini mengindikasikan bahwa capaian cakupan persalinan ditolong tenaga kesehatan tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo cukup sama. Kecamatan yang belum memenuhi target renstra dianjurkan untuk melakukan pemantauan ibu hamil, meningkatkan jumlah bidan yang telah mengikuti APN di tiap kecamatan agar pelayanan yang diberikan kepada ibu bersalin akan lebih berkualitas.

e. Persebaran Persentase Ibu Yang Mengalami Komplikasi



Gambar 4.6 Persebaran Persentase Ibu Yang Mengalami Komplikasi

Gambar 4.6 menunjukkan bahwa 4 kecamatan di Kabupaten Probolinggo yang cakupan penanganan ibu hamil yang mengalami komplikasi belum mencapai target renstra 2014 yaitu 80 per 100.000 kelahiran hidup. Hal ini mengindikasikan bahwa capaian cakupan penanganan ibu hamil yang mengalami komplikasi tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo cukup sama. Terbukti bahwa terdapat 20 kecamatan telah memenuhi target renstra 2014.

4.1.2 Multikolinieritas

Pemeriksaan multikolinieritas dilakukan sebelum pemodelan dengan regresi poisson untuk mengetahui variabel-variabel prediktor telah memenuhi kondisi saling berkorelasi atau tidak. Kriteria yang digunakan untuk mengetahui adanya multikolinieritas diantara variabel prediktor yaitu nilai VIF. Berikut ini adalah nilai VIF dari masing-masing variabel prediktor.

Tabel 4.2 Nilai *Variance Inflation Factor*

Variabel	VIF
Persentase ibu hamil mendapat Tablet Fe3	5,600
Persentase ibu hamil mengikuti program K1	6,039
Persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan	8,226
Persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan	8,286
Persentase ibu yang mengalami komplikasi	1,388

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa semua variabel prediktor memiliki nilai VIF kurang dari 10, sehingga dapat dikatakan bahwa tidak terdapat multikolinieritas.

4.2 Pembentukan Model Regresi Poisson dan *Generalized Poisson Regression* (GPR) Jumlah Kematian Ibu di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014

Data jumlah kematian ibu dan penyebabnya dimodelkan dengan menggunakan model regresi poisson untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen.

4.2.1 Regresi Poisson pada Jumlah Kematian Ibu di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014

Model regresi poisson dipilih berdasarkan AIC paling rendah.

Tabel 4.3 Kriteria Pemilihan Model Regresi Poisson

Variabel	Parameter Signifikan	AIC	Deviance/df
X_2	β_0, β_2	65,711	1,308
$X_2\,X_5$	β_0, β_2	66,726	1,324
$X_3\,X_4\,X_5$	$\beta_0, \beta_3, \beta_4, \beta_5$	66,049	1,256
$X_2\,X_3\,X_4\,X_5$	$\beta_0, \beta_3, \beta_4$	66,810	1,257
$X_1\,X_2\,X_3\,X_4\,X_5$	β_0, β_4	68,734	1,323

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa variabel yang masuk dalam model adalah X_3, X_4, dan X_5, dimana pada taraf signifikan 10% parameter yang signifikan adalah $\beta_0 \beta_3 \beta_4 \beta_5$. AIC yang diperoleh sebesar 66,049.

Hasil nilai estimasi parameter mencapai konvergen setelah iterasi ke-6. Selanjutnya, dilakukan pengujian parameter secara serentak untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : $\beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0$

H_1 : paling tidak ada satu $\beta_j \neq 0$, $j = 3,4,5$

Nilai *deviance* pada analisis ini sebesar 25,121 dan $\chi^2_{(3;0,1)}$ adalah 6,2514. Pada taraf signifikan 10% menolak H_0 karena $D(\hat{\beta})_{\text{hitung}} > \chi^2_{(v;\alpha)}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa paling tidak ada satu variabel independen yang berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen. Selanjutnya dilakukan pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui pengaruh yang diberikan setiap variabel independen.

H_0 : $\beta_j = 0$ (variabel ke-*j* tidak berpengaruh signifikan)

H_1 : $\beta_j \neq 0$ (variabel ke-*j* memberikan pengaruh signifikan)

Dengan menggunakan metode MLE diperoleh estimasi parameter sebagai berikut.

Tabel 4.4 Uji Parsial Parameter Regresi Poisson

Parameter	Estimasi	*Standard Error*	Z	*P-value*
β_0	-7,924	3,177	-2,494	0,013
β_3	0,145	0,060	2,410	0,016
β_4	-0,101	0,056	-1,825	0,068
β_5	0,039	0,023	1,698	0,090

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa $\left|Z_{\text{hitung}}\right| > Z_{(\alpha/2)}$, dimana $Z_{(0{,}05)}$ sebesar 1,645, sehingga pada taraf signifikan 10% menolak H_0 yang berarti variabel persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan, persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan, dan persentase ibu yang mengalami komplikasi berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014. Jadi model regresi poisson yang diperoleh adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \exp\left(-7{,}924 + 0{,}145X_3 - 0{,}101X_4 + 0{,}039X_5\right)$$

Model diatas berarti ketika variabel persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan bertambah satu satuan maka rata-rata jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 meningkat sebesar exp(0,145)=1,156 kali dengan syarat variabel lainnya konstan. Selain itu dapat diketahui bahwa ketika variabel persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan bertambah satu satuan maka rata-rata jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 menurun sebesar exp(0,101)=1,106 kali dengan syarat variabel lainnya konstan. Ketika variabel persentase ibu yang mengalami komplikasi bertambah satu satuan maka rata-rata jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 meningkat sebesar exp(0,039)=1,0398 kali dengan syarat variabel lain konstan. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan kasus overdispersi pada model regresi poisson yang disajikan pada tabel 4.5

Tabel 4.5 Pemeriksaan *Overdispersi*

Kriteria	Nilai	db	Nilai/db
Deviance	25,121	20	1,256

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa nilai *deviance/*db lebih besar dari 1 sebesar 1,256 sehingga dapat disimpulkan pada model regresi poisson jumlah kematian ibu tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014 terjadi *overdispersi*.

4.2.2 Generalized *Poisson Regression* (GPR) pada Jumlah Kematian Ibu di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014

GPR digunakan untuk mengatasi kasus overdispersi. Berikut ini adalah kriteria pemilihan model terbaik dengan menggunakan AIC.

Tabel 4.6 Kriteria Pemilihan Model Terbaik GPR

Variabel	Parameter Signifikan	AIC	p-*value*
X_2 X_4	β_0, β_2	68,8	0,5765
X_2 X_4 X_5	β_0, β_2	69,6	0,6259
X_2 X_3 X_4 X_5	β_0	71,1	0,9188
X_1 X_2 X_3 X_4 X_5	$\beta_0, \beta_3, \beta_4$	70,7	0,8641

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa variabel yang akan masuk model adalah persentase ibu hamil mendapat Tablet Fe3, persentase ibu hamil mengikuti program K1, persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan, persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan, dan persentase ibu yang mengalami komplikasi. AIC yang diperoleh adalah sebesar 70,7.

Hasil nilai estimasi parameter mencapai konvergen setelah iterasi ke-7. Selanjutnya, dilakukan pengujian parameter secara serentak untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0$

H_1 : paling tidak ada satu $\beta_j \neq 0$, *j = 1, 2, 3, 4, 5*

Nilai *deviance* pada analisis ini sebesar 56,7 dan $\chi^2_{(5;0,1)}$ adalah 9,2364. Pada taraf signifikan 10% menolak H_0 karena $D(\hat{\beta})_{\text{hitung}} > \chi^2_{(v;\alpha)}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa paling tidak ada satu variabel independen yang berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen. Selanjutnya dilakukan pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui pengaruh yang diberikan oleh setiap variabel independen.

H_0 : $\beta_i = 0$ (variabel ke-*i* tidak berpengaruh signifikan)

H_1 : $\beta_i \neq 0$ (variabel ke-*i* memberikan pengaruh signifikan)

Dengan menggunakan metode MLRT diperoleh estimasi parameter sebagai berikut.

Tabel 4.7 Uji Parsial Parameter GPR

Parameter	Estimasi	*Standard Error*	Z	p-*value*
β_0	-11,106	4,829	-2,30	0,031
β_1	0,018	0,059	0,30	0,765
β_2	0,065	0,067	0,97	0,341
β_3	0,112	0,067	1,66	0,110
β_4	-0,115	0,059	-1,95	0,062
β_5	0,035	0,023	1,54	0,136

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa $\left|Z_{\text{hitung}}\right| > Z_{(\alpha/2)}$, dimana $Z_{(0,05)}$ sebesar 1,645, sehingga pada taraf signifikan 10% menolak H_0 yang berarti persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan dan persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014. Jadi model *generalized poisson regression* yang diperoleh adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \exp\begin{pmatrix} -11{,}106 + 0{,}018X_1 + 0{,}065X_2 + 0{,}112X_3 - 0{,}115X_4 \\ + 0{,}035X_5 \end{pmatrix}$$

Model diatas berarti bahwa ketika variabel persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan bertambah satu satuan maka rata-rata jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 meningkat sebesar exp(0,112)=1,118 kali dengan syarat variabel lain konstan. Selain itu dapat diketahui bahwa ketika variabel persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan bertambah satu satuan maka rata-rata jumlah kematian ibu di Kabupaten Probolinggo tahun 2014 menurun sebesar exp(0,115)=1,122 kali dengan syarat variabel lain konstan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Jumlah Kematian ibu dan Faktor-Faktor yang Berpengaruh di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014

NO	KECAMATAN	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	SUKAPURA	0	46.97	63.59	52.35	45.98	79.16
2	SUMBER	0	73.32	88.54	83.85	69.36	77.08
3	KURIPAN	1	74.56	93.29	80.19	75.37	112.19
4	BANTARAN	2	88.42	98.6	96.27	94.14	99.87
5	LECES	0	78.85	91.12	87.03	87.62	103.87
6	TEGALSILAWAN	0	81.17	96.43	88.49	90.88	76.32
7	BANYUANYAR	3	81.21	100.2	84.85	81.43	99.9
8	TIRIS	5	89.81	99.27	95.64	88.64	98.21
9	KRUCIL	0	82.33	92.69	91	87.38	76.51
10	GADING	1	83.24	96.56	96.28	92.91	99.89
11	PAKUNIRAN	1	79.93	89.47	86.3	85.66	94.86
12	KOTAANYAR	0	85.44	95.29	82.74	88.29	100
13	PAITON	1	91.75	96.33	87.04	92.3	100.07
14	BESUK	1	73.16	92.64	81.28	84.83	110.99
15	KRAKSAAN	0	87.94	95.04	87.45	90.59	118.2
16	KREJENGAN	2	75.54	90.08	84.78	86.2	99.86
17	PAJARAKAN	1	76.65	95.08	88.1	90.35	101.38
18	MARON	1	77.86	92.65	90.02	89.32	105.68
19	GENDING	2	94.18	99.07	99.72	98.34	117.06
20	DRINGU	2	92.06	96.54	89.11	90.5	99.8
21	WONOMERTO	0	81.5	98.26	89.47	91.85	99.87
22	LUMBANG	0	89.67	92.17	88.31	89.35	93.33
23	TONGAS	1	86.6	98.62	92.94	93.79	106.42
24	SUMBERASIH	0	90.96	104.26	95.45	93.63	99.91

Keterangan :

Y :Jumlah kematian ibu tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014

X_1 : Persentase ibu hamil mendapatkan tablet Fe3 (90 tablet)

X_2 : Persentase ibu hamil mengikuti program K1

X_3 : Persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan

X_4 : Persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan

X_5 : Persentase ibu yang mengalami komplikasi

Lampiran 2 Statistika Deskriptif

Descriptive Statistics: Y; X1; X2; X3; X4; X5

Variable	Mean	Variance	Minimum	Maximum
Y	1.000	1.478	0.000	5.000
X1	81.80	95.39	46.97	94.18
X2	93.99	56.26	63.59	104.26
X3	87.44	81.27	52.35	99.72
X4	86.61	112.48	45.98	98.34
X5	98.77	134.43	76.32	118.20

Lampiran 3 Pemeriksaan Multikolinearitas

Regression Analysis: Y versus X1; X2; X3; X4; X5

The regression equation is
Y = - 6.46 + 0.0266 X1 + 0.0356 X2 + 0.105 X3 - 0.121 X4 + 0.0328 X5

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-6.465	3.669	-1.76	0.095	
X1	0.02657	0.05980	0.44	0.662	5.600
X2	0.03556	0.08087	0.44	0.665	6.039
X3	0.10527	0.07853	1.34	0.197	8.226
X4	-0.12121	0.06700	-1.81	0.087	8.286
X5	0.03283	0.02508	1.31	0.207	1.388

Lampiran 4 *Output* Regresi Poisson Y dengan X_1 X_2 X_3 X_4 X_5 menggunakan R

```
> poisson=glm(Y~X1+X2+X3+X4+X5,family=poisson,data=data)
> summary(poisson)
Call:
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5, family = poisson, data = data)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.0142  -0.9771  -0.3032   0.4986   1.7115
Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -11.13972    4.99430  -2.230   0.0257 *
X1            0.01625    0.05882   0.276   0.7823
X2            0.06576    0.06995   0.940   0.3472
X3            0.11045    0.06862   1.610   0.1075
X4           -0.11271    0.05855  -1.925   0.0542 .
X5            0.03526    0.02317   1.522   0.1281
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Lanjutan Lampiran 4)

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

Null deviance: 33.776  on 23  degrees of freedom
Residual deviance: 23.806  on 18  degrees of freedom
AIC: 68.734

Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran 5 *Output* Regresi Poisson Y dengan X_2 X_3 X_4 X_5 menggunakan R

```
> poisson=glm(Y~X2+X3+X4+X5,family=poisson,data=data)
> summary(poisson)
Call:
glm(formula = Y ~ X2 + X3 + X4 + X5, family = poisson, data = data)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.0234  -0.9479  -0.3392   0.5080   1.6643
Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -11.51856    4.85970  -2.370   0.0178 *
X2            0.07314    0.06475   1.130   0.2587
X3            0.11662    0.06580   1.772   0.0763 .
X4           -0.10764    0.05565  -1.934   0.0531 .
X5            0.03559    0.02324   1.531   0.1257
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Lanjutan Lampiran 5)

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

    Null deviance: 33.776  on 23  degrees of freedom
Residual deviance: 23.882  on 19  degrees of freedom
AIC: 66.81

Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran 6 *Output* Regresi Poisson Y dengan X_3 X_4 X_5 menggunakan R

```
> poisson=glm(Y~X3+X4+X5,family=poisson,data=data)
> summary(poisson)
Call:
glm(formula = Y ~ X3 + X4 + X5, family = poisson, data = data)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.6392  -1.0431  -0.4866   0.4158   1.6603
Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -7.92407    3.17690  -2.494   0.0126 *
X3           0.14488    0.06011   2.410   0.0159 *
X4          -0.10136    0.05554  -1.825   0.0680 .
X5           0.03884    0.02288   1.698   0.0895 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Lanjutan Lampiran 6)

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

    Null deviance: 33.776  on 23  degrees of freedom
Residual deviance: 25.121  on 20  degrees of freedom
AIC: 66.049

Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

Lampiran 7 *Output* Regresi Poisson Y dengan X_2 X_5 menggunakan R

```
> poisson=glm(Y~X2+X5,family=poisson,data=data)
> summary(poisson)
Call:
glm(formula = Y ~ X2 + X5, family = poisson, data = data)
Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
-2.05909  -1.11990  -0.05465   0.26658   2.45427
Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -10.71317    5.26921  -2.033   0.0420 *
X2            0.08941    0.05178   1.727   0.0842 .
X5            0.02145    0.02198   0.976   0.3292
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Lanjutan Lampiran 7)

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

    Null deviance: 33.776  on 23  degrees of freedom
Residual deviance: 27.799  on 21  degrees of freedom
AIC: 66.726

Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

Lampiran 8 *Output* Regresi Poisson Y dengan X_2

```
> poisson=glm(Y~X2,family=poisson,data=data)
> summary(poisson)
Call:
glm(formula = Y ~ X2, family = poisson, data = data)
Deviance Residuals:
    Min        1Q    Median       3Q       Max
-2.15085  -1.20550  -0.08302   0.49091   2.32246
Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -9.25667    4.79369  -1.931   0.0535 .
X2           0.09683    0.04954   1.954   0.0506 .

Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
Null deviance: 33.776  on 23  degrees of freedom
Residual deviance: 28.784  on 22  degrees of freedom
AIC: 65.711
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran 9 *Output Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1 X_2 X_3 X_4 X_5 menggunakan SAS

```
Model GPR      10:26 Thursday, May 13, 2016   1

                                The NLMIXED Procedure

                                     Iteration History

          Iter      Calls     NegLogLike         Diff      MaxGrad        Slope

             1         18     30.1843868     3.167453     1047.114     -9.53457
             2         27     28.7056526     1.478734     255.5303     -2.45944
             3         36     28.3901345     0.315518     49.31379     -0.53526
             4         45     28.3539436     0.036191      4.31371     -0.06639
             5         54     28.3531288     0.000815      0.05611      -0.0016
             6         63     28.3531282     6.147E-7     0.000018     -1.23E-6
             7         72     28.3531282     4.01E-13     7.506E-8     -818E-15
```

(Lanjutan Lampiran 9)

NOTE: GCONV convergence criterion satisfied.

Fit Statistics

-2 Log Likelihood	56.7
AIC (smaller is better)	70.7
AICC (smaller is better)	77.7
BIC (smaller is better)	79.0

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	Standard Error	DF	t Value	Pr > |t|	Alpha	Lower	Upper
a0	-11.1061	4.8290	24	-2.30	0.0305	0.05	-21.0728	-1.1395
a1	0.01781	0.05889	24	0.30	0.7649	0.05	-0.1037	0.1393
a2	0.06547	0.06743	24	0.97	0.3413	0.05	-0.07371	0.2046
a3	0.1118	0.06745	24	1.66	0.1104	0.05	-0.02742	0.2510
a4	-0.1150	0.05882	24	-1.95	0.0624	0.05	-0.2364	0.006422
a5	0.03471	0.02251	24	1.54	0.1361	0.05	-0.01174	0.08117
teta	-0.02025	0.1170	24	-0.17	0.8641	0.05	-0.2618	0.2213

Lampiran 10 *Output Generalized Poisson Regression* Y dengan X_2 X_4 menggunakan SAS

```
                    Model GPR      10:26 Thursday, May 13, 2016   3

                            The NLMIXED Procedure

Iteration History

          Iter     Calls     NegLogLike         Diff     MaxGrad       Slope

             1        12     31.0023279     2.349512    172.0074    -4.43826
             2        18     30.4852291     0.517099    33.11147    -0.86798
             3        24     30.4182974     0.066932    3.121039    -0.12235
             4        30     30.4167033     0.001594    0.042201    -0.00313
             5        36     30.4167022     1.162E-6    0.000065    -2.32E-6
             6        42     30.4167022     1.67E-13    1.881E-8    -326E-15
```

(Lanjutan Lampiran 10)

Fit Statistics

-2 Log Likelihood	60.8
AIC (smaller is better)	68.8
AICC (smaller is better)	70.9
BIC (smaller is better)	73.5

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	Standard Error	DF	t Value	Pr > |t|	Alpha	Lower	Upper
a0	-9.5874	5.4163	24	-1.77	0.0894	0.05	-20.7661	1.5912
a2	0.1223	0.06582	24	1.86	0.0756	0.05	-0.01359	0.2581
a4	-0.02381	0.04240	24	-0.56	0.5796	0.05	-0.1113	0.06369
teta	0.08580	0.1516	24	0.57	0.5765	0.05	-0.2270	0.3986

Lampiran 11 *Output Generalized Poisson Regression* Y dengan X_2 X_4 X_5 menggunakan SAS

Fit Statistics

-2 Log Likelihood	59.6
AIC (smaller is better)	69.6
AICC (smaller is better)	73.0
BIC (smaller is better)	75.5

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	Standard Error	DF	t Value	Pr > |t|	Alpha	Lower	Upper
a0	-11.1374	5.7228	24	-1.95	0.0634	0.05	-22.9486	0.6738
a2	0.1188	0.06509	24	1.82	0.0805	0.05	-0.01557	0.2531
a4	-0.03330	0.04184	24	-0.80	0.4339	0.05	-0.1197	0.05305
a5	0.02695	0.02530	24	1.06	0.2975	0.05	-0.02528	0.07917
teta	0.07220	0.1462	24	0.49	0.6259	0.05	-0.2295	0.3739

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Kecamatan yang berada di Kabupaten Probolinggo bagian barat cenderung tidak memiliki kasus kematian ibu sedangkan bagian timur cenderung memiliki jumlah kematian ibu sebesar satu jiwa.
2. Hasil pemodelan jumlah kematian ibu tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014 menggunakan regresi poisson ternyata memberikan hasil adanya pengaruh *overdispersi*. Kemudian dilakukan pemodelan menggunakan *Generalized Poisson Regression* (GPR) yang menghasilkan 5 variabel yaitu persentase ibu hamil mendapat Tablet Fe3, persentase ibu hamil mengikuti program K1, variabel persentase ibu nifas mendapatkan pelayanan, persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan, dan persentase ibu yang mengalami komplikasi . AIC yang dihasilkan sebesar 70,7.

5.2 Saran

Jumlah kematian ibu tiap kecamatan di Kabupaten Probolinggo Tahun 2014 tentu akan berbeda pada setiap wilayah. Oleh karena itu, suatu metode pemodelan statistik dengan memperhitungkan faktor spasial diperlukan pada kasus ini. Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah diharapkan mampu menghasilkan model jumlah kematian ibu yang spesifik di setiap wilayah di Kabupaten Probolinggo. Metode statistik yang telah dikembangkan untuk analisis data dengan memperhitungkan faktor spasial saat ini yaitu *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR).

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis Second Edition*. New York: John Wiley and Sons.

Astuti, E.T & Yanagawa, T. 2002. *Testing Trend for Count Data with Extra-Poisson Variability*. Biometrics, 58, 398-402.

Bozdogan, H. 2000. *Akaike's Information Criterion and Recent Developments in Information Complexity*. Mathematical Psychology, 44, 62-91.

Cameron & Trivedi. 1998. *Regression Analysis of Count Data*. United Kingdom: Cambridge University Press.

Darnah. 2009. *Pendekatan Ukuran R^2 Devians Pada Model Regresi Poisson*. Surabaya: Program Pasca Sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Dinas Kesehatan Probolinggo. 2014. *Profil Kesehatan Kabupaten Probolinggo*.www.dinaskesehatanprobolinggo.go.id. Diunduh pada tanggal 7 Desember 2015.

Dinas Kesehtan Provinsi Jawa Timur. 2014. *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur*.www.dinaskesehatanjawatimur.go.id. diunduh pada tanggal 7 Desember 2015.

Evadianti, Eriska. 2014. *Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur Tahun 2013 dengan Geographically Weghted Negative Binomial Regression (GWNBR)*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

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

Fotheringham, A.S., Brudson, C. Dan Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatialy Varying Relationship*. Chichester: Wiley.

Hocking, R.R. 1996. *Methods and Applications of Linear Models*. New York: John Wiley and Sons, Inc.

Khoshgoftaar, T.M., Gao, K, Szabo, R.M. 2004. *Comparing Software Fault Predictions of Pure and Zero-Inflated*

Poisson Regression Models. International Journal of System Science 36,11 : 705-715.

McCullagh, P. & Nelder, J.A. 1998. *Generalized Linear Models Second Edition*. London: Chapman & Hall

Myers, R.H. 1990. *Classical and Modern Regression with Aplication, Second Edition*. Boston: PWS-KENT Publishing Company.

Novita, Laili. 2011. *Pemodelan Maternal Mortality Di Jawa Timur Dengan Pendekatan Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR)*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Royston, Erica. 1994. *Pencegahan Kematian Ibu Hamil*. Jakarta: Perkumpulan Perinatologi Indonesia (Perinasia) dan Binarupa Aksara.

Walpole, R.E. 1995. *Pengantar Statistika*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.

Wardani, Bunga Indah Kusuma. 2015. *Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur Tahun 2013 Menggunakan Regresi Binomial Negatif*. Surabaya: Program Diploma III Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

BIODATA PENULIS

Penulis bernama Rima Kusumawati, anak pertama dari pasangan Suharto dan Fatwati. Pendiikan formal yang ditempuh penulis adalah TK Kumarajaya, SDN Kalianget Barat 1, SMPN 1 Kalianget, SMAN 1 Sumenep dan Diploma III Statistika ITS. Selama berkuliah di ITS, penulis juga aktif organisasi yaitu HIMADATA-ITS. Penulis menjadi staff kewirausahaan HIMADATA-ITS periode 2014/2015 dan selanjutnya menjadi Kabiro *Marketing and Selling* HIMADATA-ITS periode 2015/2016. Selain itu penulis juga aktif di Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM) yaitu Paduan Suara Mahasiswa (PSM) ITS periode 2014/2015. Penulis sangat hobi bernyanyi dan bersepeda. Segala kritik, saran dan pertanyaan untuk penulis dapat dikirimkan melalui alamat email rimakusumawati0809@gmail.com atau jika kurang jelas dapat juga menghubungi di No. Hp 087852738708. Terimakasih.