PEMODELAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION* (GPR) UNTUK MENGATASI PELANGGARAN *EQUIDISPERSI* PADA REGRESI POISSON KASUS CAMPAK DI KOTA SEMARANG

Skripsi
disusun sebagai salah satu syarat
untuk memperoleh gelar Sarjana Sains
Program Studi Matematika

oleh
Ruliana
4111411051

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2015

PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa yang tertulis dalam skripsi ini benar-benar hasil karya saya sendiri, bebas plagiat dari karya tulis orang lain, baik sebagian atau seluruhnya. Pendapat atau temuan orang lain yang terdapat dalam skripsi ini dikutip atau dirujuk berdasarkan kode etik ilmiah.

Semarang, 15 Mei 2015

METERAI TEMPEL

6000

Ruliana

4111411051

ii

PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul

Pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk Mengatasi Pelanggaran *Equidispersi* pada Regresi Poisson Kasus Campak di Kota Semarang

disusun oleh

Ruliana

4111411051

telah dipertahankan di hadapan sidang Panitia Ujian Skripsi FMIPA UNNES pada tanggal 15 Mei 2015.

Panitia:

Ketua

Prof. Dr. Wiyanto, M.Si
196310121988031001

Sekretaris

Drs. Arief Agoestanto, M.Si
196807221993031005

Ketua Penguji

Drs. Sugiman, M.Si
196401111989011001

Anggota Penguji / Pembimbing 1

Putriaji Hendikawati S.Si., M.Pd., M.Sc.
198208182006042001

Anggota Penguji / Pembimbing 2

Drs. Arief Agoestanto, M.Si
196807221993031005

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

- Sesungguhnya bersama setiap kesukaran itu ada kemudahan. Karena itu bila kau sudah selesai mengerjakan suatu urusan, tetaplah tabah dan bekerja keras (untuk urusan yang lain) (Q.S Al Insyirah : 6-7).
- Hidup adalah perjuangan.

PERSEMBAHAN

- Dosen-dosen Jurusan Matematika dan dosen pembimbing yang sudah memberikan saya ilmu yang bermanfaat dan membantu dalam menyelesaikan skripsi.
- Seluruh staff TU FMIPA UNNES, staff perpustakaan Matematika UNNES yang telah membantu dalam berbagai kebutuhan akademis.
- Seluruh staff BPS Kota Semarang dan Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang atas segala bantuan data yang diperlukan.
- Bapak,ibu, kakak serta keluarga yang saya cintai dan selalu mendoakanku.
- Teman-teman Matematika 2011 yang selalu memberikan semangat.
- Terimakasih untuk Ni'mah, Ratna, Ongki, Ari, Santi, Ika, Dwi, Yanti, Iin, Gesti, Lisa, Slamet, Elok, Nilam yang telah membantu penyusunan skripsi ini.
- Teman-teman Wisma Adem Ayem atas perhatian dan kebersamaan selama ini.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah memberikan nikmat dan karunia-Nya serta kemudahan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul ”Pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk Mengatasi Pelanggaran *Equidispersi* pada Regresi Poisson Kasus Campak di Kota Semarang”.

Penyusunan skripsi ini dapat diselesaikan berkat kerjasama, bantuan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman M.Hum, Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Prof. Dr. Wiyanto, M.Si, Dekan FMIPA Universitas Negeri Semarang.
3. Drs. Arief Agoestanto, M.Si, Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang.
4. Dra Kristina Wijayanti MS, Ketua Prodi Matematika Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang.
5. Putriaji Hendikawati S.Si., M.Pd., M.Sc. dan Drs. Arief Agoestanto, M.Si, sebagai Dosen Pembimbing yang telah banyak memberikan arahan dan bimbingan kepada penulis.
6. Drs. Sugiman, M.Si sebagai Dosen Penguji yang telah banyak memberikan masukan kepada penulis.
7. Bapak, ibu dan kakak tercinta yang senantiasa mendoakan serta memberikan dorongan baik secara moral maupun spiritual.
8. Semua pihak yang telah membantu dalam penelitian ini.

Dengan segala keterbatasan, penulis menyadari bahwa penulis masih banyak kekurangan. Oleh karena itu penulis berharap perlu dikembangkan penelitian selanjutnya di masa mendatang.

Semarang, 15 Mei 2015

Penulis

ABSTRAK

Ruliana. 2015. *Pemodelan Generalized Poisson Regression (GPR) untuk Mengatasi Pelanggaran Equidispersi pada Regresi* Poisson *Kasus Campak di Kota Semarang*. Skripsi Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Semarang. Pembimbing : Putriaji Hendikawati S.Si., M.Pd., M.Sc. dan Drs. Arief Agoestanto, M.Si.

Kata kunci : Campak, Regresi Poisson, *Overdispersi*, *Generalized Poisson Regression* (GPR).

Campak merupakan penyakit menular yang disebabkan oleh virus campak dengan gejala rodromal seperti demam, batuk, coryza/pilek, kemudian diikuti dengan munculnya ruam makulopapuler yang menyeluruh diseluruh tubuh. Kasus penyakit campak di Kota Semarang mengalami fluktuatif setiap tahunnya sehingga Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang menaruh perhatian khusus untuk mengurangi banyak kasus penyakit campak. Data kasus campak di Kota Semarang tahun 2013 merupakan data diskrit berdistribusi Poisson dan mengalami *overdispersi*. Regresi Poisson merupakan regresi nonlinear yang digunakan untuk menganalisis data *count* dengan variabel respon berdistribusi Poisson dan memenuhi asumsi *equidispersi.* Pada prakteknya kadang terjadi pelanggaran asumsi dalam analisis data diskrit berupa *overdispersi* atau *underdispersi* sehingga model regresi Poisson tidak tepat digunakan. Untuk mengatasi pelanggaran tersebut digunakan *Generalized Poisson Regression* (GPR) dalam pemodelan data.

Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang dan Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Semarang. Variabel respon yang dipakai dalam penelitian ini yaitu banyaknya kasus penyakit campak di Kota Semarang (Y). Sedangkan beberapa variabel prediktor yang dipakai dalam penelitian ini yaitu imunisasi campak (X_1), Puskesmas (X_2), keluarga miskin (X_3), dan kepadatan penduduk (X_4). Karena data banyaknya kasus campak di Kota Semarang tahun 2013 mengalami kasus *overdispersi* maka dilakukan pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR). Model terbaik dalam penelitian ini yaitu

$$\hat{\mu} = e^{(1{,}248\ +\ 0{,}001X_1 -\ 0{,}270X_2 +\ 0{,}0002X_3\ -\ 0{,}00004X_4)}$$

dari model tersebut dapat dilihat bahwa faktor yang mempengaruhi jumlah kasus penyakit campak di Kota Semarang tahun 2013 yaitu jumlah imunisasi campak di, jumlah Puskesmas, dan banyak keluarga miskin di tiap-tiap kecamatan Kota Semarang.

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR LAMPIRAN

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Ilmu pengetahuan dikembangkan sebagai suatu usaha untuk menjelaskan berbagai fenomena yang ada di alam. Banyak penjelasan-penjelasan berbeda yang diberikan seringkali cocok secara kualitas dengan hasil penelitian-penelitian atau pengamatan-pengamatan. Matematika merupakan ilmu yang mempunyai banyak kaitan dengan ilmu lainnya. Kharis (2011: 7) berfikir dalam kehidupan sehari-hari, banyak hal atau masalah yang menggunakan matematika sebagai alat untuk menyelesaikannya. Matematika merupakan ilmu pengetahuan yang sangat penting dalam kehidupan. Dikatakan penting karena matematika sangat dibutuhkan peranannya dalam kehidupan.

Menurut Simarmata dan Ispriyanti (2010) menjelaskan analisis regresi adalah suatu metode yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel respon dengan beberapa variabel prediktor. Pada umumnya analisis regresi digunakan untuk menganalisis data variabel respon yang berupa data data kontinu. Namun dalam beberapa aplikasinya, data variabel respon yang akan dianalisis dapat berupa data diskrit. Salah satu model regresi yang dapat digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel respon Y yang berupa data diskrit dengan variabel X berupa data diskrit, kontinu, kategorik atau campuran adalah model regresi Poisson.

Dalam model regresi Poisson terdapat beberapa asumsi yang harus dipenuhi, salah satunya adalah nilai variansi dari variabel respon Y yang diberikan oleh X=x harus sama dengan nilai rata-ratanya yaitu $Var\,(Y|x) = E(Y|x) = \mu$. Namun dalam analisis data diskrit dengan menggunakan model regresi Poisson terkadang terjadi pelanggaran asumsi tersebut, dimana nilai variansinya lebih besar dari nilai rata-rata yang disebut *overdispersi* atau varian lebih kecil dari nilai rata-rata yang disebut *underdispersi*. *Overdispersi* atau *underdispersi* terjadi karena pengelompokan dalam populasi (terlihat dalam *scatter plot*).

Dalam model regresi linear klasik pelanggaran tersebut dinamakan pelanggaran asumsi homoskedastisitas. Penanganan *overdipersi* atau *underdispersi* pada regresi Poisson dapat ditangani dengan berbagai pilihan model regresi diantaranya yaitu model *Generalized Poisson Regression* (GPR).

Penanganan model regresi untuk data diskrit pernah diteliti oleh Sellers dan Shmueli (2010), Ismunarti, Azizah, Wasono (2011) yaitu dengan Regresi Poisson. Namun, tidak semua data yang diteliti memenuhi asumsi *equidispersi* seperti yang diharuskan ada dalam regresi Poisson. Sehingga Ismail dan Jemain (2005), Cahyandari (2014), Darnah (2011), Safrida, Ispriyanti dan Widiharih (2013), Putra, Kencana dan Srinadi (2013) melakukan pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk mengatasi pelanggaran asumsi *equidispersi* dalam regresi Poisson.

Menurut Putra, Kencana dan Srinadi (2013) regresi *Generalized* Poisson merupakan perluasan dari regresi Poisson yang dapat mengatasi keadaan *overdispersi*/*underdispersi*. Hubungan nilai rata-rata dan varian dalam model regresi *Generalized* Poisson dapat dikondisikan sebagai berikut (1) jika nilai varian sama dengan nilai rata-rata $Var\,(Y|x) = E(Y|x) = \mu$, maka nilai parameter dispersi $\phi = 0$, sehingga fungsi densitas peluang *Generalized* Poisson, akan diturunkan keregresi Poisson, (2) jika nilai varian lebih besar dari nilai rata-rata $Var\,(Y|x) > E(Y|x)$, maka nilai parameter dispersi $\phi > 0$, sehingga dapat dikatakan bahwa data terjadi *overdispersi*, (3) jika nilai varian lebih kecil dari nilai rata-rata $Var\,(Y|x) < E(Y|x)$, maka nilai parameter dispersi $\phi < 0$, sehingga dapat dikatakan bahwa data terjadi *underdispersi*.

Dalam penelitian ini peneliti tertarik mengkaji faktor-faktor yang mempengaruhi banyak kasus campak di Kota Semarang tahun 2013. Sehingga variabel respon yang digunakan yaitu banyaknya kasus campak di Kota Semarang tahun 2013 dan variabel prediktor yang digunakan yaitu banyaknya imunisasi campak, puskesmas, keluarga miskin dan kepadatan penduduk di Kota Semarang tahun 2013. Hasil pengujian data banyaknya kasus penyakit campak di Kota Semarang tahun 2013 mengalami pelanggaran asumsi *equidispersi* sehingga dapat diatasi dengan *Generalized Poisson Regression* (GPR). Berdasarkan karakteristik tempat (*place*), tempat yang sering terjadi kejadian kasus campak adalah tempat yang cakupan imunisasinya rendah.

Berdasarkan penelitian Nurani, Ginanjar dan Sari (2012) status imunisasi campak setiap individu akan berpengaruh terhadap perlindungan kelompok dari serangan penyakit campak di wilayah tersebut. Dengan tersedianya vaksin yang sangat paten maka imunisasi merupakan salah satu cara yang paling efektif untuk menanggulangi penyakit campak di masyarakat. Imunisasi sering dilakukan oleh pihak puskesmas terdekat rumah. Diketahui bahwa penularan penyakit campak (transmisi virus campak) lebih mudah terjadi pada perumahan rakyat yang padat, daerah yang kumuh dan miskin, serta daerah yang populasinya padat. Semakin tinggi kemiskinan di suatu tempat akan berdampak semakin menurunnya kesadaran menjaga kesehatan sehingga variabel ini dipilih juga sebagai variabel prediktor.

Kota Semarang memiliki 16 kecamatan yang masing-masing kecamatan memiliki banyak kelurahan yang berbeda-beda. Kecamatan-kecamatan tersebut yaitu Kecamatan Mijen, Gunungpati, Banyumanik, Gajahmungkur, Semarang Selatan, Candisari, Tembalang, Pedurungan, Genuk, Gayamsari, Semarang Timur, Semarang Utara, Semarang Tengah, Semrang Barat, Tugu, dan Ngaliyan. Masing-masing kecamatan memiliki jumlah kasus campak yang berbeda tahun 2013.

Pada tahun 2013 di Kota Semarang terdapat 137 kasus KLB (Kejadian Luar Biasa) penyakit campak. Dari 137 kasus ini merupakan total keseluruhan kasus yang terjadi di 16 kecamatan di Kota Semarang. Perbedaan yang cukup bervariasi antara banyak kasus penyakit campak yang terjadi diberbagai kecamatan di Kota Semarang ini menjadi daya tarik penulis memilih data banyaknya kasus penyakit campak di Kota Semarang Tahun 2013 dalam skripsi ini.

Dengan latar belakang di atas maka judul yang akan dikaji dalam skripsi ini adalah “Pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk Mengatasi Pelanggaran *Equidispersi* pada Regresi Poisson Kasus Campak di Kota Semarang”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka permasalahan yang timbul adalah

(1) Bagaimana model *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk mengatasi pelanggaran asumsi *equidispersi* pada regresi Poisson dalam kasus data banyak kejadian campak di Kota Semarang?

(2) Faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi banyak kejadian campak di Kota Semarang?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini antara lain yaitu

(1) Mengetahui model *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk mengatasi pelanggaran asumsi *equidispersi* pada regresi Poisson dalam kasus data banyak kejadian campak di Kota Semarang.

(2) Mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi banyak kejadian campak di Kota Semarang.

1.4 Batasan Masalah

Agar pembahasan dalam penelitian ini tidak meluas, maka penulis perlu memberikan batasan-batasan yaitu sebagai berikut

(1) Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari buku Profil Kesehatan Kota Semarang Tahun 2013, bidang P2P, Yankes dari Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang dan Kota Semarang dalam Angka Tahun 2014 dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Semarang.

(2) Mendeteksi distribusi Poisson, kasus *equidispersi*, *overdispersi* atau *underdispersi*, uji multikolinearitas, perhitungan nilai taksiran parameter dan pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) dilakukan dengan menggunakan bantuan *software* SPSS 19.

1.5 Manfaat penelitian

Manfaat yang diharapkan dalam penyusunan skripsi ini adalah.

1.5.1 Bagi Mahasiswa Jurusan Matematika UNNES

Menambah wawasan mengenai penerapan matematika dibidang kesehatan khususnya faktor-faktor yang mempengaruhi banyaknya kasus campak di Kota Semarang Tahun 2013.

1.5.2 Bagi Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang

Memberikan masukan kepada Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang mengenai faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi banyak kejadian campak Kota Semarang sehingga dapat diambil tindakan pencegahan untuk kedepannya.

1.6 Sistematika Penulisan Skripsi

Secara garis besar skripsi ini dibagi menjadi tiga bagian (bab) yaitu bagian awal skripsi, bagian isi skripsi, dan bagian akhir skripsi. Berikut ini dijelaskan masing-masing bagian skripsi.

(1) Bagian awal skripsi

Bagian awal skripsi meliputi halaman judul, pernyataan keaslian tulisan, pengesahan, motto dan persembahan, kata pengantar, abstrak, daftar isi, daftar gambar, daftar tabel, dan daftar lampiran.

(2) Bagian isi skripsi

Bagian isi skripsi secara garis besar terdiri dari lima bab, yaitu:

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini berisi mengenai latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan skripsi.

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi kajian teori yang mendasari dan berhubungan dengan pemecahan masalah. Teori-teori tersebut digunakan untuk memecahkan masalah yang diangkat dalam skripsi ini. Teori yang digunakan adalah *equidispersi*, *overdispersi*, *underdispersi*, Regresi Poisson, dan *Generalized Poisson Regression* (GPR), Penyakit Campak dan SPSS.

BAB 3 METODE PENELITIAN

Bab ini mengulas metode yang digunakan dalam penelitian yang berisi langkah-langkah yang dilakukan untuk memecahkan masalah yaitu pengumpulan data, analisis data dan kesimpulan.

BAB 4 HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi mengenai penyelesaian dari permasalahan yang diungkapkan.

BAB PENUTUP

Bab ini berisi tentang simpulan dari pembahasan dan saran yang berkaitan dengan simpulan.

(3) Bagian akhir skripsi

Bagian akhir skripsi meliputi daftar pustaka yang memberikan informasi tentang buku sumber serta literatur yang digunakan dan lampiran-lampiran yang mendukung skripsi.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Distribusi Poisson

2.1.1 Pengertian Distribusi Poisson

Menurut Harinaldi (2005: 87), dalam eksperimen Poisson, probabilitas memperoleh dengan tepat peristiwa Y sebanyak y kejadian untuk setiap satu satuan unit (waktu dan ruang) yang ditentukan membentuk sebuah distribusi yang fungsi probabilitasnya adalah

$$f\ (y,\lambda) \quad = \Pr(Y = y; \lambda) = \frac{\lambda^{y} e^{-\lambda}}{y\,!}, \qquad \text{y = 0,1,2, …} \qquad (2.1)$$

dimana

λ = laju kejadian (rata-rata banyaknya kejadian dalam satu satuan unit tertentu)

e = 2,71828 … ,

Dalam kehidupan sehari-hari kasus data berdistribusi Poisson merupakan data yang jarang terjadi dalam selang waktu tertentu.

Menurut Mulyono (2006:133) contoh distribusi probabilitas Poisson diantaranya

(1) Banyaknya pasien yang datang pada suatu rumah sakit,

(2) Banyaknya pelanggan yang datang pada jasa pelayanan bank,

(3) Banyaknya panggilan telepon selama jam sibuk,

(4) Banyaknya kecelakaan di perempatan jalan.

2.2 Regresi Poisson

Menurut Safrida, Ispriyanti, dan Widiharih (2013) regresi Poisson merupakan salah satu regresi nonlinier yang sering digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel respon yang berupa data diskrit dengan variabel prediktor yang berupa data diskrit atau kontinu. Regresi Poisson merupakan penerapan dari *Generalized Linear Model* (GLM). *Generalized Linear Model* (GLM) merupakan perluasan dari model regresi umum untuk variabel respon yang memiliki sebaran eksponensial. Regresi Poisson digunakan untuk menganalisis data *count* (berjenis diskrit atau data membilang). Pada regresi Poisson diasumsikan variabel respon (Y) berdistribusi Poisson dan tidak terjadi multikolinearitas diantara masing-masing variabel prediktor (X).

Dalam regresi Poisson terdapat asumsi yang harus dipenuhi yaitu variabel respon (Y) diskrit dan asumsi *equidispersi*. *Equidispersi* yaitu nilai rata-rata sama dengan nilai varian atau $(Y|x) = E(Y|x) = \lambda$. Regresi Poisson ada 2 tipe yaitu regresi Poisson sederhana dan regresi Poisson berganda.

Teorema

Misal Y variabel random berdistribusi Poisson dengan parameter λ maka rata-rata dan variansi Y adalah λ.

Bukti

Rata-rata dari Y yang berdistribusi Poisson dengan parameter λ adalah

$$E(Y) \;= \sum_{y=0}^{\infty} y.f(y,\lambda)$$

$$= \sum_{y=0}^{\infty} y.\frac{\lambda^y e^{-\lambda}}{y!}$$

$$= \sum_{y=0}^{\infty} \frac{\lambda^y e^{-\lambda}}{(y-1)!}$$

$$= \sum_{y=1}^{\infty} \frac{\lambda\, \lambda^{(y-1)} e^{-\lambda}}{(y-1)!}$$

$$= \lambda \sum_{y=1}^{\infty} \frac{\lambda^{(y-1)} e^{-\lambda}}{(y-1)!}$$

$= \lambda \sum_{z=0}^{\infty} \frac{\lambda^z e^{-\lambda}}{z!}$ (misal z =y-1, y=1 maka z=0)

$= \lambda \sum_{z=0}^{\infty} f(z\, ;\, \lambda)$

$= \lambda. 1$

$= \lambda$

Sedangkan variansi dari Y yang berdistribusi Poisson dengan parameter λ adalah

$Var(Y) = E(Y^2) - [E(Y)]^2$

$= E(Y^2 - Y + Y) - [E(Y)]^2$

$= E[Y(Y-1) + Y] - [E(Y)]^2$

$= E[Y(Y-1)] + E(Y) - [E(Y)]^2$ (dari sifat ekspektasi)

$$= \sum_{y=0}^{\infty} y(y-1).\frac{\lambda^y e^{-\lambda}}{y!} + E(Y) - [E(Y)]^2$$

$$= \sum_{y=0}^{\infty} \frac{\lambda^y e^{-\lambda}}{(y-2)!} + E(Y) - [E(Y)]^2$$

$$= \sum_{y=2}^{\infty} \frac{\lambda^2 \lambda^{(y-2)} e^{-\lambda}}{(y-2)!} + E(Y) - [E(Y)]^2$$

$$= \lambda^2 \sum_{y=2}^{\infty} \frac{\lambda^{(y-2)} e^{-\lambda}}{(y-2)!} + E(Y) - [E(Y)]^2$$

$$= \lambda^2 \sum_{z=0}^{\infty} \frac{\lambda^{z} e^{-\lambda}}{z!} + E(Y) - [E(Y)]^2 \quad \text{(misal z = y-2, y=2 maka z=0)}$$

$$= \lambda^2 . 1 + \lambda - \lambda^2 = \lambda$$

2.2.1 Analisis Regresi Poisson Sederhana

2.2.1.1 Pengertian

Menurut Hertriyanti (2006: 15) analisis regresi Poisson sederhana adalah sebuah metode statistika yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara sebuah variabel respon (Y) yang menyatakan data diskrit dan sebuah variabel prediktor (X). Variabel respon (Y) diberikan X = x diasumsikan berdistribusi Poisson, sedangkan variabel prediktor (X) dapat berjenis diskrit, kontinu atau berjenis kategorik.

2.2.1.2 Model Regresi **Poisson** *Sederhana*

Misalkan ingin diketahui hubungan antara sebuah variabel respon (Y) yang menyatakan data diskrit dan sebuah variabel prediktor (X) yang berjenis kontinu atau kategorik. Variabel random respon Y diberikan X = x diasumsikan berdistribusi Poisson. Jika diberikan sebuah sampel berisi n buah pasangan pengamatan yang saling bebas, yaitu $\{(X_i, Y_i); i = 1,2,\ldots,n\}$ dengan X_i dan Y_i berturut-turut adalah pengamatan ke-i dari variabel X dan Y, maka hubungan antara Y dan X tidak dapat dijelaskan oleh model regresi linear sederhana.

$$P(Y|\mu) = \frac{\mu^{y_i} e^{-\mu}}{y!}, y = 0,1,2,\ldots$$

$E(Y) = \mu$

$\mu = \beta_0 + \beta_1 X_i;\ i = 1,2, \dots , n$

maka model regresi Poisson sederhana yaitu

$$\ln(\mu_i\,(x_i)) = \beta_0 + \beta_1 X_i\,;\ i = 1,2, \dots , n \qquad (2.2)$$

atau equivalen dengan

$\mu_i(x_i) = e^{\,\beta_0 + \beta_1 X_i}\,;\ i = 1,2, \dots , n$

dengan β_0, β_1 adalah parameter yang tidak diketahui. Model (2.2) sering disebut dengan fungsi penghubung logaritma atau fungsi log *link*.

2.2.2 Analisis Regresi Poisson Berganda

2.2.2.1 Pengertian

Menurut Hertriyanti (2006: 35) regresi Poisson berganda adalah regresi yang menganalisis hubungan antara sebuah variabel respon (Y) yang merupakan data berjenis diskrit, diasumsikan berdistribusi Poisson dan p buah variabel prediktor (X) $x_1, x_2, \dots , x_p$ yang berjenis diskrit, kontinu atau kategorik.

2.2.2.2 Model Regresi* Poisson *Berganda

Model regresi Poisson berganda merupakan perluasan dari model regresi Poisson sederhana, dimana dalam regresi Poisson berganda akan diketahui hubungan antara sebuah variabel respon (Y) yang berjenis diskrit dan p buah variabel prediktor X_1 , X_2 , … , X_p yang berjenis kontinu atau kategorik. Variabel random dari respon Y diberikan $X_1 = x_1$, $X_2 = x_2$, … $X_p = x_p$ yang diasumsikan berdistribusi Poisson.

Diberikan sebuah sampel yang berisi n buah pasangan pengamatan yang saling bebas $\{(X_{1i}\,, X_{2i}, \dots , X_{pi}, Y_i\,); i = 1,2\,, \dots , n\}$ dengan $X_{1i}\,, X_{2i}, \dots , X_{pi}$

berturut turut adalah pengamatan ke-i dari variabel $X_1, X_2, \dots, X_p$, dan Y_i adalah pengamatan ke-i dari variabel Y. Jika rata-rata bersyarat dari Y_i diberikan nilai $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}$ dinyatakan oleh

$$E(Y_i \mid X_{1i} = x_{1i}, X_{2i} = x_{2i}, \dots, X_{pi} = x_{pi}) = \mu_i(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}), \quad i = 1,2, \dots, n$$

$$\mu_i(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_p X_{pi}, \quad i = 1,2, \dots, n$$

maka model regresi Poisson bergandanya adalah

$$\ln(\mu_i(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi})) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_p X_{pi} \qquad (2.3)$$

dengan $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ menyatakan parameter-parameter yang tidak diketahui. Model (2.3) ekuivalen dengan $\mu_i(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}) = e^{(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_p X_{pi})}$

$$= e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji})}$$

2.2.3 Penaksiran Parameter pada Model Regresi Poisson

Pada model regresi Poisson harus dilakukan penaksiran pada $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ dengan $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ adalah parameter yang tidak diketahui. Metode yang digunakan untuk menaksir parameter $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ yaitu metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Penaksiran parameter dilakukan pada semua model regresi Poisson, baik sederhana maupun berganda.

Jika diberikan sebuah sampel berisi n buah pasangan pengamatan yang saling bebas, yaitu $\{(X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{pi}, Y_i); i = 1,2, \dots, n\}$ dengan X_i dan Y_i berturut-turut adalah pengamatan ke-i dari variabel X dan Y dan asumsi untuk setiap $X_{1i} = x_{1i}$, $X_{2i} = x_{2i}, \dots, X_{pi} = x_{pi}$, distribusi dari Y_i adalah Poisson dan $E(Y_i|X_i = x_i) = \mu_i(x_i)$, maka fungsi probabilitas bersyarat dari Y_i oleh $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}$ adalah

$f(y_i|x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi};\ \mu_i(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi})) = \frac{[\mu_i(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi})]^{y_i} e^{[-\mu_i(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi})]}}{y_i!}$,

$y_i = 0,1,2, \dots$

Karena $\mu_i(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}) = [e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}]$ maka diperoleh

$f(y_i|x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi};\ \boldsymbol{\beta}) = \frac{[e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}]^{y_i} e^{[-e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}]}}{y_i!}$

dalam hal ini $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p]^T$ yaitu vektor dari $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$.

Fungsi *likelihood* dapat diperoleh dengan mengalikan semua fungsi probabilitas bersyarat dari Y_i oleh x_i sehingga

$$K(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^{n} f(y_i|x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi};\ \boldsymbol{\beta})$$

$$= \prod_{i=1}^{n} \left\{ \frac{\left[e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]^{y_i} e^{-\left[e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]}}{y_i!} \right\} \tag{2.8}$$

Agar persamaan (2.8) mudah diselesaikan maka diubah bentuk menjadi fungsi *log likelihood*. Fungsi *log likelihood*nya yaitu $k\ (\boldsymbol{\beta}) = \log K(\boldsymbol{\beta})$ sehingga diperoleh

$$k\ (\boldsymbol{\beta}) = \log K(\boldsymbol{\beta})$$

$$= \log \left\{ \prod_{i=1}^{n} \left\{ \frac{\left[e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]^{y_i} e^{-\left[e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]}}{y_i!} \right\} \right\}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \log \left\{ \frac{\left[e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]^{y_i} e^{-\left[e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]}}{y_i!} \right\}$$

$$= \sum_{i=1}^{n}\left\{\log\left[e^{(y_i\,(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}))}\right] + \log(e^{-\left[e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right]}) - \log(y_i!)\right\}$$

$$= \sum_{i=1}^{n}\left\{y_i(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}) - e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})} - \log(y_i!)\right\}$$

Dalam persamaan tersebut x_i dan y_i bilangan yang berasal dari pengamatan sedangkan $\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}$ dianggap berubah bila garis regresinya berubah (Sembiring, 1995: 40). Dari segi kalkulus, ini berarti bahwa perlu dicari turunan dari fungsi *log likelihood* $k\ (\boldsymbol{\beta})$ terhadap $\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}$ kemudian menyamakannya dengan nol sehingga diperoleh nilai p +1 persamaan *likelihood*.

Turunan pertama dari $l\ (\boldsymbol{\beta})$ terhadap β_0 yaitu

$$R_0(\beta) = \frac{\partial k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0} = \sum_{i=1}^{n}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} = 0$$

$$R_1(\beta) = \frac{\partial k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^{n}\left\{y_i x_{1i} - x_i e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} = 0$$

$$= \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\} = 0 \qquad (2.9)$$

$$\ldots$$

$$R_p(\beta) = \frac{\partial k(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p} = \sum_{i=1}^{n}\left\{y_i x_{pi} - x_{pi} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} = 0$$

$$= \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\} = 0$$

Bentuk vektor dari persamaan (2.9) yaitu

$$R(\beta) = \begin{bmatrix} R_0(\beta) \\ R_1(\beta) \\ \vdots \\ R_p(\beta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0} \\ \frac{\partial k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1} \\ . \\ . \\ . \\ \frac{\partial k(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{1p}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{n}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} \\ \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\} = 0 \\ . \\ . \\ . \\ \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = 0 \qquad (2.10)$$

Selanjutnya nilai dari $\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}$ kemudian akan memaksimumkan $k\ (\boldsymbol{\beta})$.

Nilai taksiran maksium *likelihood* dinotasikan dengan $\widehat{\boldsymbol{\beta}} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}$.

Turunan kedua atau matriks Hessian dari $k\ (\boldsymbol{\beta})$ terhadap β_0 yaitu

$$\frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_0}^2} = \frac{\partial\left\{\sum_{i=1}^{n}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\}}{\partial \beta_0} = -\sum_{i=1}^{n}\left\{e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_0} = \frac{\partial\left\{\sum_{i=1}^{n}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\}}{\partial \beta_1} = -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} = \frac{\partial\left\{\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\}\right\}}{\partial \beta_0} = -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p \partial \beta_0} = \frac{\partial\left\{\sum_{i=1}^{n}\left\{y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\}}{\partial \beta_1} = -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p \partial \beta_1} = \frac{\partial \left\{\sum_{i=1}^{n} \left\{x_{1i} \left\{y_i -\ e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right\}\right\}\right\}}{\partial \beta_p} = -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{1i} e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}) x_{pi}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} = \frac{\partial \left\{\sum_{i=1}^{n} \left\{x_{pi} \left\{y_i -\ e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right\}\right\}\right\}}{\partial \beta_0} = -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{pi} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_p} = \frac{\partial \left\{\sum_{i=1}^{n} \left\{x_{pi} \left\{y_i -\ e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right\}\right\}\right\}}{\partial \beta_1} = -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{pi} e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}) x_{1i}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_p}^2} = \frac{\partial \left\{\sum_{i=1}^{n} \left\{x_{pi} \left\{y_i -\ e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right\}\right\}\right\}}{\partial \beta_p} = -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{pi} e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}) x_{pi}}\right\}$$

Jika dibuat bentuk matriks menjadi

$$H(\boldsymbol{\beta}) = \begin{bmatrix} H_{00}(\boldsymbol{\beta}) & H_{01}(\boldsymbol{\beta}) & \cdots & H_{0p}(\boldsymbol{\beta}) \\ H_{10}(\boldsymbol{\beta}) & H_{11}(\boldsymbol{\beta}) & \cdots & H_{1p}(\boldsymbol{\beta}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ H_{p0}(\boldsymbol{\beta}) & H_{p1}(\boldsymbol{\beta}) & \cdots & H_{pp}(\boldsymbol{\beta}) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_0}^2} & \frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_0} & \cdots & \frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p \partial \beta_0} \\ \frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_1}^2} & \cdots & \frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p \partial \beta_1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} & \frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_p} & \cdots & \frac{\partial^2 k\ (\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_p}^2} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right\} & -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{1i} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right\} \cdots & -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{pi} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right\} \\ -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{1i} e^{\beta_0 + \beta_1 x_i}\right\} & -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{1i} e^{(\beta_0 + \beta_1 x_i) x_{1i}}\right\} \cdots & -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{pi} e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}) x_{1i}}\right\} \\ \vdots & \vdots \quad \vdots & \vdots \\ -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{pi} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right\} & -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{1i} e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}) x_{pi}}\right\} \cdots & -\sum_{i=1}^{n} \left\{\ x_{pi} e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}) x_{pi}}\right\} \end{bmatrix}$$

$$= -\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{n}\left\{ e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}} \right\} & \sum_{i=1}^{n}\left\{ x_{1i}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}} \right\} & \cdots & \sum_{i=1}^{n}\left\{ x_{pi}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}} \right\} \\ \sum_{i=1}^{n}\left\{ x_{1i}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}} \right\} & \sum_{i=1}^{n}\left\{ x_{1i}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{1i}} \right\} & \cdots & \sum_{i=1}^{n}\left\{ x_{pi}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{1i}} \right\} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum_{i=1}^{n}\left\{ x_{pi}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}} \right\} & \sum_{i=1}^{n}\left\{ x_{1i}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{pi}} \right\} & \cdots & \sum_{i=1}^{n}\left\{ x_{pi}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{pi}} \right\} \end{bmatrix}$$

(2.11)

Persamaan (2.11) merupakan persamaan dalam bentuk eksponensial sehingga bukan merupakan persamaan linear dalam $\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_p$ maka digunakan metode numerik *Newton Raphson* dalam mencari taksirannya.

Taksiran maksimun *likelihood* yaitu $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \ldots, \hat{\beta}_p$. Sehingga taksiran dari model regresi Poisson berganda yaitu

$$\log(\hat{\mu}_i(x_i)) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1i} + \hat{\beta}_2 x_{2i} + \cdots + \hat{\beta}_p x_{pi} \text{ ; i = 1,2, … , n}$$

Dalam hal perhitungan iterasi digunakan *software* untuk memperoleh nilai taksiran $\boldsymbol{\beta}$. Dalam skripsi ini digunakan SPSS.19 untuk membantu proses perhitungan taksiran nilai $\boldsymbol{\beta}$.

2.2.4 Uji Serentak Parameter Model Regresi Poisson

Menurut Darnah (2011) pengujian serentak parameter model regresi Poisson digunakan untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon.

Hipotesis

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

$H_1: \exists\ \beta_j \neq 0$; untuk suatu j = 1,2, …, p

Taraf Signifikansi

$\propto = 0,05$

Statistik uji yang digunakan

$$G = -2ln\left(\frac{L(\widehat{w})}{L(\widehat{\Omega})}\right) = 2[ln\, L(\widehat{\Omega}) - ln\, L(\widehat{w})]$$

dengan

$L(\widehat{w})$ adalah nilai *likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor,

$L(\widehat{\Omega})$ adalah nilai *likelihood* untuk model lengkap dengan melibatkan variabel prediktor.

Kriteria pengujian

Tolak H_0apabila $G > \mathcal{X}^2{}_{v,\alpha}$ dengan v adalah banyaknya parameter model.

2.2.5 Uji Parsial Parameter Regresi Poisson

Menurut Darnah (2011) pengujian secara parsial digunakan untuk mengetahui apakah variabel prediktor berpengaruh terhadap variabel respon secara individual yang dihasilkan. Statistik uji yang digunakan untuk uji parsial yaitu uji *Wald*.

Menurut Listiyani dan Purhadi (2007) hipotesis yang digunakan adalah

H_0: $\beta_j = 0$; untuk suatu j=1,2, …, p

H_1: $\beta_j \neq 0$; untuk suatu j = 1,2, …, p

Taraf Signifikansi

$\propto = 0,05$

Statistik uji Wald

$$t_j = \frac{\widehat{\beta_J}}{SE\ (\widehat{\beta_J})}$$

dengan

$\widehat{\beta_J}$ adalah taksiran parameter β_j,

$SE\ (\widehat{\beta_J})$ adalah taksiran standar error dari β_i.

Kriteria pengujian

H_0 ditolak jika $|t_{hit}| > t_{\alpha/2,v}$ atau tolak H_0 jika nilai signifikansi kurang dari α dimana α adalah tingkat signifikansi dan v adalah derajat bebas.

2.3 Uji *Goodness Of Fit*

Menurut Lungan (2006: 267) uji kesesuaian (*goodness of fit*) bertujuan untuk mengambil kesimpulan tentang sebaran populasi. Suatu contoh acak dipilih dari populasi bersangkutan, kemudian informasi contoh tersebut digunakan untuk menguji kebenaran sebaran populasi tersebut. Uji ini didasarkan pada seberapa baik kesesuaian / kecocokan (*goodness of fit*) antara frekuensi pengamatan yang diperoleh data sampel dengan frekuensi harapan yang diperoleh dari distribusi yang dihipotesiskan. Uji *goodness of fit* untuk mengetahui suatu data berdistribusi Poisson atau tidak dengan menggunakan tes *Kolmogorov Smirnov* uji Poisson. Dalam kasus ini akan ditunjukkan bahwa apakah data memiliki distribusi Poisson atau tidak dengan menggunakan *software* SPSS 19.

Jika dalam perhitungan χ^2 mempunyai nilai yang kecil maka menunjukkan terdapat kecocokan yang baik antara frekuensi harapan dan frekuensi pengamatan sehingga akan terjadi penerimaan H_0 atau penolakan H_1.

Sebaliknya, jika dalam perhitungan χ^2 mempunyai nilai yang besar maka menunjukkan kecocokan yang jelek antara frekuensi harapan dan frekuensi pengamatan sehingga akan terjadi penerimaan H_1 atau penolakan H_0.

Misalkan Y adalah sebuah variabel random yang menyatakan data *count*. Untuk uji *goodness of fit* digunakan sampel berisi n buah pengamatan yang saling bebas dari variabel Y. Pengamatan-pengamatan tersebut kemudian dikelompokkan ke dalam k buah kelas.

Hipotesis :

H_0 = Sampel berasal dari populasi yang berdistribusi Poisson

H_1= Sampel tidak berasal dari populasi yang berdistribusi Poisson.

Taraf Signifikansi

$\propto = 0{,}05$.

Kriteria uji H_0 ditolak jika nilai sig hasil output memiliki nilai kurang dari 0,05.

Menurut Butler (1995 : 113) untuk setiap pasangan nilai teramati dan nilai harapan,

$$\chi^2 = \sum \frac{(o-E)^2}{E}$$

dengan ketentuan bahwa

O = kekerapan teramati

E = kekerapan harapan.

Contoh 2

Misalkan Y adalah variabel random yang menyatakan banyaknya pasien selama 2 hari pada suatu klinik kesehatan, dan X adalah variabel random yang menyatakan umur pasien tersebut. Diambil sebuah sampel yang terdiri dari 35 pasien pada suatu klinik kesehatan tersebut. Hipotesis:

$H_0 =$ Sampel berasal dari populasi yang berdistribusi Poisson

$H_1 =$ Sampel tidak berasal dari populasi yang berdistribusi Poisson

Untuk itu perhatikan data pada Tabel 1.1

Tabel 1. 1 Contoh Data Distribusi Poisson

Jam ke -i	Umur X	Banyaknya Y
1	18	0
2	20	1
3	22	1
4	23	0
5	23	0
6	24	0
7	24	1
8	25	0
9	25	5
10	27	0
11	28	1
12	28	2
13	28	2
14	29	4
15	30	2
16	30	1
17	30	3
18	30	1
19	31	0
20	31	3
21	32	4
22	33	2
23	33	0
24	33	1
25	34	2
26	34	3
27	34	0
28	35	1
29	35	2
30	35	1
31	37	2
32	37	5
33	37	1
34	39	2
35	40	4

Selesaian :

Hipotesis

H_0 = Sampel berasal dari populasi yang berdistribusi Poisson

H_1= Sampel tidak berasal dari populasi yang berdistribusi Poisson.

Taraf Signifikansi

$\propto = 0{,}05$.

Kriteria uji H_0 ditolak jika nilai sig hasil output memiliki nilai kurang dari 0,05.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil output SPSS 19 diperoleh

Tabel 1. 2 Kolmogorov-Smirnov Test

		Y
N		35
Poisson Parameter a,b	Rata-rata	1,63
Most Extreme Differences	Absolute	0,061
	Positive	0,061
	Negative	-0,06
Kolmogorov-Smirnov Z		0,36
Asymp. Sig. (2-tailed)		0,999

dari tabel 1.3 diperoleh nilai sig 0,999 > 0,05 maka terima H_0. Artinya sampel berasal dari populasi yang berdistribusi Poisson.

2.4 Parameter *Dispersi*

Menurut Darnah (2011) parameter *dispersi (ϕ)* diperoleh dari rumus

$$\phi = \frac{nilai\ deviance}{df},$$

dengan

df = *degree of freedom*.

Menurut Rashwan dan Kamel (2011) nilai *deviance* didefinisikan sebagai

$$Deviance: G^2 = 2\sum_{i=1}^{n} y_i\, ln\left(\frac{y_i}{\lambda_i}\right)$$

Apabila nilai $\phi > 0$ maka terjadi *overdispersi* dan apabila $\phi < 0$ maka terjadi *underdispersi*.

2.5 *Overdispersi* dan *Underdispersi*

Dalam menganalisis data hasil *count* banyak ditemukan kasus data yang memiliki nilai variansinya lebih besar atau lebih kecil dari nilai rata-ratanya. Untuk menganalisis data diskrit biasanya digunakan regresi Poisson. Namun, dalam regresi Poisson asumsi yang harus dipenuhi adalah adanya *equidispersi* atau nilai variansinya sama dengan nilai rata-ratanya.

Menurut Darnah (2011) *overdispersi* adalah kondisi dimana data variabel respon menunjukkan nilai variansi lebih besar dari nilai rata-ratanya. *Underdispersi* adalah kondisi dimana data variabel respon menunjukkan nilai variansi lebih kecil dari nilai rata-ratanya.

Overdispersi ataupun *underdispersi* akan menghasilkan nilai devians model menjadi sangat besar sehingga model yang dihasilkan kurang tepat. Nilai devians diperoleh dari nilai *Deviance* dibagi dengan derajat kebebasan (dilihat pada output SPSS). Salah satu model yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah *overdispersi* dan *underdispersi* adalah dengan menggunakan model regresi Poisson tergeneralisasi. Model regresi ini merupakan perluasan dari regresi Poisson dan baik digunakan dalam keadaan *equidispersi*, *overdispersi* dan *underdispersi*.

Menurut Irwan dan Sari (2013), ketika model Poisson diaplikasikan untuk data *overdispersi*, menyebabkan *standar error underestimate*. Akibatnya, beberapa variabel penjelas menjadi tidak signifikan.

2.6 AIC (*Akaike Information Criterion*)

AIC (*Akaike Information Criterion*) atau "Kriteria Informasi" adalah kriteria untuk memilih model dalam ekonometrika. Menurut Konishi (2007: 75) AIC merupakan sarana untuk perbandingan antara beberapa model statistik. Menurut Konishi (2007: 6) AIC merupakan informasi perbedaan yang dianggap sebagai dasar kriteria untuk mengevaluasi kebaikan model sehingga pendekatan untuk distribusi benar . AIC tidak menguji model dalam bentuk biasa dalam uji hipotesis nol. AIC mampu menunjukkan seberapa tepat model tersebut dengan data yang dimiliki secara mutlak. Menurut Melliana dkk (2013) AIC didefinisikan oleh

$$AIC = -2\ln L(\hat{\theta}) + 2k$$

dimana $L(\hat{\theta})$ adalah nilai *likelihood* , dan k adalah jumlah parameter. Nilai yang lebih rendah dari indeks menunjukkan model yang disukai, yaitu, satu dengan parameter paling sedikit yang masih memberikan fit yang memadai untuk data. Jadi untuk memilih model yang terbaik yaitu dengan memilih model yang mempunyai nilai AIC terkecil.

2.7 Multikolinearitas

Multikolinearitas berarti keberadaan dari hubungan linear yang sempurna atau tepat di antara sebagian atau seluruh variabel penjelas dalam sebuah model regresi (Gujarati dan Porter, 2010: 408). Variabel penjelas dalam hal ini yaitu variabel prediktor (X). Konsekuensi jika dalam sebuah model mengandung multikolinearitas adalah variannya akan terus naik atau membesar. Jika varian semakin naik atau membesar maka *standar error* β_1 dan β_2 juga naik atau membesar. Ada beberapa cara untuk mendeteksi ada tidaknya multikolinearitas.

Menurut Priyatno (2013: 60) untuk mendeteksi ada tidaknya multikolinearitas dengan melihat nilai *Tolerance* dan VIF (*Variance Inflation Factor*). Jika nilai *Tolerance* lebih dari 0,1 dan VIF (*Variance Inflation Factor*) kurang dari 10 maka tidak terjadi multikolinearitas.

Langkahnya

Hipotesis

H_0: Model regresi memiliki masalah multikolinieritas

H_1: Model regresi tidak memiliki masalah multikolinieritas

Taraf Signifikansi

$\alpha = 0{,}05$

Statistik Uji

$$VIF = \frac{1}{(1 - {r_{i,j}}^2)}$$

$$Tolerance = \frac{1}{VIF_J}(1 - {R_j}^2)$$

dimana

$r_{i,j}$ adalah koefisien korelasi antara X_i dengan X_j

${R_j}^2$ adalah R^2 pada regresi dari X_j.

Kriteria Uji

Tolak H_0 jika seluruh variabel prediktor memiliki nilai VIF kurang dari 10 dan nilai *Tolerance* lebih dari 0,1. Sebaliknya jika seluruh variabel prediktor memiliki nilai VIF lebih besar 10 dan nilai *Tolerance* kurang dari 0,1 maka H_0 diterima.

Beberapa cara yang dapat digunakan untuk menyembuhkan kasus multikolinearitas diantaranya yaitu

(1) Dengan mengeluarkan variabel yang mempunyai nilai VIF tertinggi (dilihat dari output SPSS). Cara ini merupakan cara yang paling sederhana dalam menangani masalah multikolinearitas, tetapi dapat memungkinkan terjadinya kesalahan / bias spesifikasi.

(2) Dengan mentransformasi variabel. Transformasi dapat dilakukan dalam bentuk logaritma natural dan bentuk *first difference* (diferensing 1).

(3) Dengan menggabungkan data *crosssection* dan *time series* (pooling data), dengan menggunakan metode analisis *Bayesian Regression* atau dalam kasus khusus *Ridge Regression*.

2.8 Model Regresi Poisson Tergeneralisasi (*Generalized Poisson Regression*)

Salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam model regresi Poisson adalah *Equidispersi*, yaitu kondisi dimana nilai rata-rata dan variansi dari variabel respon bernilai sama. Pada prakteknya kadang terjadi pelanggaran asumsi dalam analisis data diskrit berupa *overdispersi* atau *underdispersi* sehingga model regresi Poisson tidak tepat digunakan.

Menurut Melliana (2013) penanganan pelanggaran asumsi e*quidispersi* pada model regresi Poisson dapat dikembangkan dengan menggunakan model *Generalized Poisson Regression* (GPR). Model *Generalized Poisson Regression* (GPR) mirip dengan model regresi Poisson tetapi diasumsikan komponen acaknya didistribusikan keumum Poisson. Dengan kata lain model *Generalized Poisson*

Regression (GPR) dapat digunakan untuk data diskrit yang mempunyai distribusi Poisson tanpa adanya asumsi *equidispersi.*

Menurut Sadia (2013), dalam *Generalized Poisson Regression* (GPR) fungsi probabilitas Z_i didefinisikan oleh :

$$f_i(z_i, \theta_i, \alpha) = \left(\frac{\theta_i}{1 + \alpha\theta_i}\right)^{z_i} \frac{(1 + \alpha z_i)^{z_i - 1}}{z_i!} \exp\left(-\frac{\theta_i(1 + \alpha z_i)}{1 + \alpha\theta_i}\right), z_i = 0,1, \dots, \infty$$

dimana $\theta_i = \theta_i(x_i) = \exp(x_i\beta)$

Dimana x_i adalah (k -1) dimensi vektor variabel penjelas dan β adalah k-dimensi vektor dari parameter regresi Poisson. Menurut Famoye (2004) rata-rata dan varian dari $Z_i$didefinisikan oleh :

$$E(Z_i \mid X_i) = \theta_i \; dan \; V(Z_i \mid X_i) = \theta_i \, (1 + \alpha\theta_i)^2$$

Berdasarkan Listiyani dan Purhadi (2007), model regresi *Generalized* Poisson mirip dengan model regresi Poisson yaitu merupakan suatu model dari Generalized Linear Model (GLM). *Generalized Linear Model* (GLM) merupakan perluasan dari model regresi umum untuk peubah respon memiliki sebaran keluarga eksponensial (Astuti:2007). Model regresi Poisson tergeneralisasi mempunyai bentuk yang sama dengan model regresi Poisson yaitu :

$$\mu = e^{(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi})}$$

dengan $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ menyatakan parameter-parameter yang tidak diketahui.

Untuk mendapatkan model terbaik yang menggambarkan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor yaitu dengan melihat nilai AIC pada masing-masing model. Model yang mempunyai nilai AIC terkecil merupakan model regresi terbaik.

Menurut Sembiring (1995: 189) dalam pembentukan model terbaik untuk tujuan prediksi makin banyak peubah prediktor yang berpengaruh terhadap respon y masuk ke dalam model makin baik prediksi $\hat{y}$. Tentunya ini tidak berarti bahwa sebaiknya semua peubah prediktor masuk ke dalam model. Dipihak lain, untuk tujuan pengendalian ataupun pemantauan suatu sistem, makin sedikit peubah prediktor dalam model makin baik model tersebut.

2.9 Penyakit Campak

2.9.1 Pengertian

Menurut Nurani, Ginanjar dan Sari (2012) campak adalah penyakit menular yang disebabkan oleh virus campak dengan gejala rodromal seperti demam, batuk, coryza/pilek, dan konjungtivitas, kemudian diikuti dengan munculnya ruam makulopapuler yang menyeluruh diseluruh tubuh. Campak adalah salah satu penyakit infeksi yang banyak menyerang anak-anak. Untuk mencegah terjadinya penyakit campak biasanya dilakukan dengan imunisasi campak. Tahun 2013 cakupan imunisasi campak naik 7,7 % jika dibandingkan dengan tahun 2012. Imunisasi campak digunakan untuk perlindungan terhadap penyebaran penyakit campak.

2.9.2 Penanganan

Beberapa penanganan campak antara lain yaitu

(1) Apabila campaknya ringan cukup dirawat drumah.

(2) Apabila terjadi komplikasi seperti infeksi telinga, diare, radang paru-paru maka segera lakukan rawat inap dirumah sakit.

(3) Sebaiknya anak mendapatkan penanganan ditempat sendiri agar tidak menularkan kepada bayi yang belum mendapat imunisasi.

(4) Pengobatan dapat dilakukan dengan konsultasi ke dokter.

(5) Penderita campak hendaknya makan makanan yang bergizi seimbang sehingga dapat meningkatkan daya ahan tubuhnya sendiri.

(6) Menjaga kebersihan tubuh penderita.

(7) Istirahat cukup.

2.9.3 Penyakit Campak di Kota Semarang

Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang (2013: 44) menjelaskan gambaran secara umum untuk kasus campak dari tahun 2007-2013 dari hasil laporan mingguan (W2) Puskesmas maupun rumah sakit mengalami fluktuatif. Pada tahun 2013 kasus Campak berjumlah 137 kasus mengalami penurunan dibanding tahun 2012.

Tiap kecamatan di Kota Semarang mengalami kasus penyakit campak yang berbeda-beda. Untuk 137 kasus tahun 2013 tersebut meliputi 23 kasus di Kecamatan Ngaliyan, 22 kasus di Kecamatan Semarang Selatan, 20 kasus di Kecamatan Tembalang, 12 kasus di Kecamatan Gunungpati, 11 kasus di Kecamatan Candisari, 11 kasus di Kecamatan Pedurungan, 8 kasus di Kecamatan Banyumanik, 7 kasus di Kecamatan Semarang Timur, 6 kasus di Kecamatan Semarang Utara, 5 kasus di Kecamatan Genuk, 4 kasus di Kecamatan Tugu, 2 kasus di Kecamatan Gajahmungkur, 2 kasus di Kecamatan Semarang Tengah, 2 kasus di Kecamatan Mijen, 1 kasus di Kecamatan Gayamsari dan 1 kasus di Kecamatan Semarang Barat.

2.10 SPSS

Menurut Sukestiyarno (2013: 8) program aplikasi statistik SPSS (*Statistical Package for Social Sciences*) merupakan salah satu program yang relatif popular saat ini. Pada perkembangannya sekarang SPSS sudah meluas penggunaannya tidak hanya di bidang sosial saja tetapi juga lebih banyak digunakan di bidang eksakta. SPSS memuat perangkat-perangkat statistik dasar, sehingga cukup baik dipergunakan untuk memahami sifat-sifat suatu data dan pengolahan data secara sederhana. Variasi analisisnya sangat luas.

SPSS merupakan *software* yang dapat digunakan untuk mengolah data dalam statistik. Ada beberapa pilihan menu yang ada pada SPSS, diantaranya menu File, Edit, View, Data, Translate, Anlyze, Graphs, Utilities, Add-ons, Window dan Help. Untuk menganalisis *Generalized Poisson Regression* (GPR) dengan bantuan SPSS menu yang digunakan adalah Analyze lalu *Generalized Linear Models* (GLM). *Generalized Linear Models* (GLM) digunakan untuk menganalisis model dengan sebaran eksponensial. Setelah itu input variabel respon dan variabel prediktor yang terlibat didalamnya.

BAB III

METODE PENELITIAN

Untuk mencapai tujuan penelitian yang telah ditetapkan, maka ada beberapa tahapan untuk menyelesaikan masalah dengan mengikuti langkah yang dapat dilihat di bawah. Penelitian ini secara umum dibagi menjadi tiga tahap utama yaitu

3.1 Tahap Pengumpulan Data

Tahapan dimulai dengan mencari data sekunder yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang yang terletak di Jalan Pandanaran No 79 Semarang dan Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Semarang yang terletak di Jalan Inspeksi Kali No 1 Semarang. Data yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang yaitu data banyaknya kasus penyakit campak yang diambil dalam buku Profil Kesehatan Kota Semarang Tahun 2013 dan banyaknya imunisasi campak dari bidang P2P, serta data banyaknya Puskesmas dari bidang Yankes. Data yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) yaitu data keluarga miskin, dan kepadatan penduduk. Data yang diambil adalah data per kecamatan di Kota Semarang tahun 2013.

Selain mencari data dilakukan studi literatur dengan mencari referensi dari berbagai kajian, seperti buku, web dan jurnal. Pengumpulan buku, web dan jurnal adalah yang berkaitan dengan teori-teori mengenai regresi Poisson, *Generalized Poisson Regression* (GPR) dan campak.

3.2 Analisis Data

Data sekunder yang telah diperoleh dari tahap pengumpulan data selanjutnya dianalisis dengan metode *Generalized Poisson Regression* (GPR) dan dengan menggunakan bantuan *software* SPSS 19.

Hasil penelitian Listiyani dan Purhadi (2007) langkah-langkah untuk memperoleh model regresi Poisson tergeneralisasi terbaik adalah

(1) Memeriksa hubungan antar variabel prediktor (kolinearitas).

(2) Memeriksa model regresi Poisson.

(3) Memeriksa kasus *Overdispersi* / *Underdispersi*.

(4) Menentukan model regresi Poisson tergeneralisasi.

(5) Menaksir parameter model regresi dengan metode MLE (*Maximum Likelihood Estimates*).

(6) Mendapatkan nilai AIC.

(7) Mendapatkan nilai AIC terkecil berdasarkan persamaan (6).

Berikut penjabaran langkah-langkah pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) dan dengan menggunakan bantuan *software* SPSS 19.

3.2.1 Memeriksa Hubungan Antar Variabel Prediktor (Kolinearitas)

Hipotesis dalam memeriksa kolinearitas adalah

H_0: model regresi memiliki masalah multikolinieritas

H_1: model regresi tidak memiliki masalah multikolinieritas

Taraf Signifikansi

$\alpha = 0{,}05$

Kriteria Uji

Tolak H_0 jika seluruh variabel prediktor memiliki nilai VIF kurang dari 10 dan nilai *Tolerance* lebih dari 0,1. Sebaliknya jika seluruh variabel prediktor memiliki nilai VIF lebih besar 10 dan nilai *Tolerance* kurang dari 0,1 maka H_0 diterima.

Langkah-langkah pada program SPSS

(1) Inputkan data di SPSS.

(2) Klik Analyze-Regression-Linear.

(3) Klik variabel Campak masukkan kekotak Dependent, kemudian klik variabel imunisasi, Puskesmas, keluarga miskin, kepadatan penduduk dan masukkan kekotak Independent.

(4) Pada menu Statistik pilih Covariate matriks dan Colinearity diagnostics.

(5) Kemudian lihat nilai VIF dan *Tolerance* tabel Coefficient pada output.

3.2.2 Memeriksa Model Regresi Poisson

Untuk mengetahui apakah variabel respon (banyaknya kasus campak) memiliki nilai rata-rata dan variansi sama atau tidak yaitu dengan melakukan uji asumsi *equidispersi*.

Langkah-langkah pada program SPSS

(1) Klik Analyze-Deskriptive Statistics-Frequencies.

(2) Pada kolom Variabel(s) masukkan campak.

(3) Klik menu Statistics pilih Variance pada pilihan Dispersion dan pilih Mean pada Central Tendency.

(4) Continue-OK.

(5) Lihat nilai Mean dan Variance pada hasil output. Jika bernilai sama maka variabel respon memenuhi asumsi e*quidispersi* sebalinya jika mempunyai nilai berbeda maka lakukan uji apakah data mengalami *overdispersi* atau *underdispersi*.

3.2.3 Memeriksa Kasus *Overdispersi* / *Underdispersi*

Untuk mengecek apakah suatu data variabel respon mengalami *overdispersi* atau *underdispersi* yaitu dengan melakukan pemodelan regresi Poisson.

Langkah-langkah pada program SPSS

(1) Klik Analyze-Generalized Linear Models-Generalized Linear Models.

(2) Pada menu Type of Model pilih Poisson loglinear pada pilihan Counts.

(3) Pada menu Response masukkan campak pada Dependent Variable.

(4) Pada menu Predictors masukkan imunisasi, Puskesmas, keluarga miskin, dan kepadatan penduduk pada Covariates.

(5) Pada menu Model masukkan imunisasi, Puskesmas, keluarga miskin, dan kepadatan penduduk pada Covariates.

(6) Pada menu Estimation pilih Newton-Raphson pada Parameter Estimation Method.

(7) Pada menu Statistik checklist Iteration history.

(8) Pada menu Save pilih Standardized deviance residual.

(9) OK.

Jika nilai *Deviance* dibagi df bernilai lebih dari nol atau nilai *Pearson Chi Square* dibagi df bernilai lebih dari nol maka data mengalami kasus *overdispersi*.

Sebaliknya jika nilai *Deviance* dibagi df bernilai kurang dari nol atau nilai *Pearson Chi Square* dibagi df bernilai kurang dari nol maka data mengalami kasus *underdispersi*.

3.2.4 Menentukan Model Regresi Poisson Tergeneralisasi

Untuk menentukan model regresi Poisson tergeneralisasi langkahnya sama dengan langkah 3.2.3 tetapi dipilih dengan satu atau beberapa kombinasi variabel prediktor. Model yang dipilih adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil.

3.2.5 Menaksir Parameter Model Regresi Dengan Metode MLE (Maximum Likelihood Estimates)

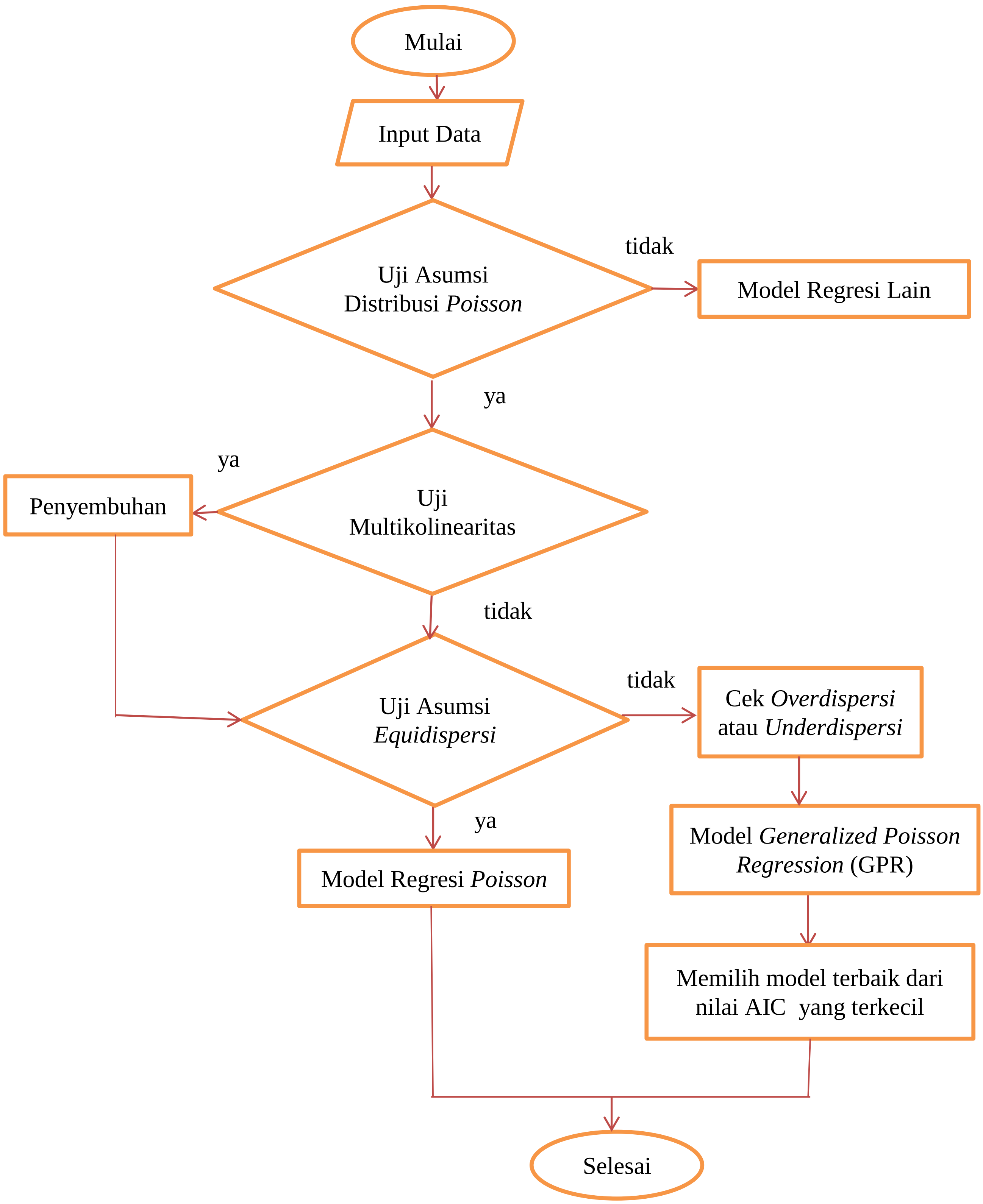
Otomatis pada output langkah 3.2.3.

3.2.6 Mendapatkan nilai AIC

Otomatis pada output langkah 3.2.3.

3.2.7 Mendapatkan nilai AIC terkecil

Otomatis pada output langkah 3.2.3.



Gambar 3. 1 *Flowchart* Pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR)

3.3 Tahap Kesimpulan

Peneliti membuat kesimpulan atas penelitian yang telah dilakukan dan memberi beberapa saran bagi Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang mengenai faktor-faktor yang paling dominan dalam banyaknya kasus campak di Kota Semarang agar dapat ditangani kedepannya dan dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam upaya mengurangi banyaknya kasus campak.

BAB V
PENUTUP

5.1 Simpulan

Dari hasil pembahasan pada BAB IV maka dapat diambil beberapa simpulan berikut

(1) Model *Generalized Poisson Regression* (GPR) yang tepat untuk kasus penyakit campak di Kota semarang tahun 2013 yaitu

$$\hat{\mu} = e^{(1{,}248\ +\ 0{,}001X_1 -\ 0{,}270X_2 +\ 0{,}0002X_3\ -\ 0{,}00004X_4)}$$

(2) Dari model *Generalized Poisson Regression* (GPR) maka dapat dilihat bahwa faktor yang mempengaruhi jumlah kasus penyakit campak di Kota Semarang tahun 2013 yaitu jumlah imunisasi campak, jumlah Puskesmas, dan banyak keluarga miskin di tiap-tiap kecamatan.

5.2 Saran

Berikut saran yang dapat diperoleh dari penulis

(1) Perhitungan estimasi parameter dalam penelitian ini hanya menggunakan *software* SPSS 19, penelitian selanjutnya dengan menggunakan perbandingan perhitungan manual menggunakan *Microsoft Excell* sangat diharapkan.

(2) Diharapkan Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang hendaknya meningkatkan imunisasi campak di kecamatan yang paling banyak kasus campak, memperbanyak Puskesmas di tiap kecamatan, dan kecamatan dengan banyak keluarga miskin tinggi harus menjadi fokus penanganan campak sebagai upaya kedepan dalam mengurangi kasus campak di Kota Semarang.

DAFTAR PUSTAKA

Astuti,C.C., E. Sumarminingsih, & L.A Soehono. 2007. Perbandingan Generalized Poisson Regression dan Negative Binomial Regression untuk Data Overdispersi dan Underdispersi pada Regresi Poisson. *Jurnal FMIPA UB*, 105-108. Tersedia di http://statistik.studentjournal.ub.ac.id/index.php/statistik/article/viewFile/28/29[diakses tanggal 25 – 11 – 2014]

Badan Pusat Statistik. 2014. *Kota Semarang Dalam Angka 2014*. Semarang: Badan Pusat Statistik Kota Semarang

Butler, C. 1995. *Statistika dalam Linguistik*. Translated by Suryanto. 1995. Bandung : Penerbit ITB.

Cahyandari, R. 2014. Pengujian Overdispersi pada Model Regresi Poisson. *Jurnal Statistika*, 14(2): 69-76. Tersedia di http://ejournal.unisba.ac.id/index.php/statistika/article/download/ 1204/719[diakses tanggal 06-03-2015].

Darnah. 2011. Mengatasi Overdispersi pada Model Regresi Poisson dengan Generalized Poisson Regression I. *Jurnal Eksponensial*, 2(2): 5-10. Tersedia di http://fmipa.unmul.ac.id/pdf/108 [diakses tanggal 19-11-2014].

Dinas Kesehatan Kota Semarang. 2014. *Profil Kesehatan Kota Semarang 2013*. Semarang: Dinas Kesehatan Kota Semarang.

Famoye, F., J.T. Wulu, & K.P. Singh. 2004. On the Generalized Poisson Regression Model with an application to Accident Data. *Journal of Data Science*. 2(2004): 287-295. Tersedia di http://www.researchgate.net/profile/Felix_Famoye/publication/228961494_On_the_generalized_Poisson_regression_model_with_an_application_to_accident_data/links/0deec526bec340c81c000000 [diakses tanggal 25 – 11 – 2014].

Gujarati, N. D dan C. D. Porter. 2010. *Dasar-Dasar Ekonometrika*. Translated by Mardanugraha, E. , Wardhani, S., Mangunsong, C. 2010. Jakarta: Penerbit Salemba Empat.

Harinaldi. 2005. *Prinsip-Prinsip Statistik Untuk Teknik dan Sains*. Jakarta: Penerbit Erlangga.

Hertriyanti,R. 2006. *Analisis Regresi* Poisson. Skripsi. Depok: FMIPA Universitas Indonesia.

Irwan dan D.P. Sari. 2013. Pemodelan Regresi Poisson, Binomial Negatif Dan Pada Kasus Kecelakaan Kendaraan Bermotor Di Lalu Lintas Sumatra Barat. *Prosiding Penguatan Peran Matematika dan Pendidikan Matematika untuk Indonesia yang Lebih Baik*. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.

Ismail N dan A.A. Jemain. 2005. Generalized Poisson Regression: An Alternative For Risk Classification. *Jurnal Teknologi*, 43(C): 39-54. Tersedia di http://www.jurnalteknologi.utm.my/index.php/jurnalteknologi/article/viewFile/770/754 [diakses tanggal 19-11-2014].

Ismunarti, D.H., R. Azizah dan R. Wasono. 2011. Analisis Regresi Poisson untuk Menjaga Hubungan Kelimpahan Makrobenthos dengan Parameter Perairan. *Prosiding Seminar Nasional Statistika*. Semarang: Universitas Diponegoro.

Kharis, M. 2011. *Bahan Ajar Pemodelan Matematika*. Semarang: Universitas Negeri Semarang.

Konishi, S dan G. Kitagawa. 2007. *Information Criteria and Statistical Modelling*. Japan: Springer.

Listiyani, Y., dan Purhadi. 2007. Pemodelan Generalized Regresi Poisson pada Faktor -Faktor yang Mempengaruhi Angka Kematian Bayi di Provinsi Jawa Timur Tahun 2007. *Jurnal Statistika ITS*, 2(2007): 1-7. Tersedia di : http http://digilib.its.ac.id/public/ITS-Undergraduate-9320-.pdf [diakses tanggal 19-11-2014].

Lungan, R. 2006. *Aplikasi Statistika dan Hitung Peluang*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

Mulyono, S. 2006. *Statistika Untuk Ekonomi dan Bisnis* (3th ed.).Jakarta: Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi UI.

Melliana, A.,dkk. 2013. The Comparison Of Generalized Poisson Regression And Negative Binomial Regression Methods In Overcoming Overdispersion. *International Journal Of Scientific & Technology*, 8(2): 255-258. Tersedia di: http://www.The-Comparison-Of-Generalized-Poisson-Regression-And-Negative-Binomial-Reression-Methods-In-Overcoming-Overdispersion.pdf [diakses tanggal 19-11-2014]

Nurani, D.S., P. Ginanjar, dan L.D. Sari. 2012. Gambaran Epidemiologi Kasus Campak di Kota Cirebon Tahun 2004-2011. *Jurnal Kesehatan Masyarakat* 1(2):293-304. Tersedia di http://ejournals1.undip.ac.id/index.php/jkm [diakses tanggal 06-03-2015].

Priyatno, D. 2013. *Analisis Korelasi, Regresi dan Multivariate dengan SPSS.* Yogyakarta: Penerbit Gava Media.

Putra, I.P.Y.E., I.P.E.N. Kencana, dan I.G.A.M. Srinadi. 2013. Penerapan Regresi Generalized Poisson Untuk Mengatasi Fenomena Overdispersi Pada Kasus Regresi Poisson. *Jurnal Matematika,* 2(2):49-53. Tersedia di http://download.portalgaruda.org/article.php?article=127294&val=932 [diakses tanggal 06-03-2015].

Rashwan, N.A dan M.M. Kamel. 2011. Using Generalized Poisson Log Linear Regression Models in Analyzing Two-Way Contingency Tables. *Applied Mathematical Science,* 5(5):213-222. Tersedia di http://www.m-hikari.com/ams/ams-2011/ams-5-8-2011/kamelAMS5-8-2011.pdf [diakses tanggal 06-03-2015].

Sadia, F. 2013. Performance of *Generalized Poisson Regression* Model and Negative Binomial Regression Model in case of Over-dispersion Count Data. *International Journal of Emerging Technologies in Computational and Applied Science (IJETCAS)*. 203(13): 558 – 563. Tersedia di http:// *iasir.net/IJETCASpapers/IJETCAS13-203.pdf[diakses tanggal 20 – 11 – 2014]*.

Safrida, N., D. Ispriyanti, dan T. Widiharih. 2013. Aplikasi Model Regresi Poisson Tergeneralisasi Pada Kasus Angka Kematian Bayi di Jawa Tengah Tahun 2007. *Jurnal Gaussian,* 2(2): 361-368. http://ejournal-s1.undip.ac.id/ index.php/gaussian[diakses tanggal 10 – 02 – 2015].

Sellers, K.F. dan G. Shmueli. 2010. A Flexible Model For Count Data. *The Annals of Applied Statistics,* 4(2): 943-961. Tersedia di https://projecteuclid .org/euclid.aoas/1280842147 [diakses tanggal 19-11-2014].

Sembiring, R. K. 1995. *Analisis Regresi*. Bandung: Penerbit ITB Bandung.

Simarmata, R.T. dan D. Ispriyanti. 2010. Penanganan Overdispersi Pada Model Regresi Poisson Menggunakan Model Regresi Binomial Negative. *Jurnal Media Statistika,* 4(2010): 95-104. Tersedia di http://eprints.undip.ac.id/ 33673/1/6_artikel4_Dwi_Is.pdf [diakses tanggal 06-03-2015]

Sukestiyarno. 2013. *Olah Data Penelitian Berbantuan SPSS* (4^{th} ed.). Semarang: Universitas Negeri Semarang.

LAMPIRAN

Lampiran 1

Variabel Respon (Y) dan Variabel Prediktor (X)

Kecamatan	Campak (Y)	Imunisasi (X_1)	Puskesmas (X_2)	Keluarga Miskin (X_3)	Kepadatan Penduduk (X_4)
Mijen	2	955	2	725	1006
Gunungpati	12	1094	2	1776	1402
Banyumanik	8	2692	4	236	5080
Gajah Mungkur	2	855	1	1343	7012
Semarang Selatan	22	2129	2	1313	13882
Candisari	11	1447	2	1550	12187
Tembalang	20	2574	3	3008	3339
Pedurungan	11	2873	2	1705	8549
Genuk	5	2028	2	201	3411
Gayamsari	1	1928	1	88	11939
Semarang Timur	7	1857	3	4603	10211
Semarang Utara	6	1882	2	3183	11671
Semarang Tengah	2	1481	2	778	11596
Semarang Barat	1	2340	5	2660	7298
Tugu	4	539	2	1236	984
Ngaliyan	23	2511	3	2113	3226

Lampiran 2

Surat observasi di DKK Semarang

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
Gedung D5 Kampus Sekaran Gunungpati Semarang - 50229
Telp. +62248508112/+62248508005 Fax. +62248508005
Website: http://mipa.unnes.ac.id Email: mipa@unnes.ac.id

Nomor : 1488/UN37.1.4/LT/2015 — 10 Februari 2015
Lampiran : -
Hal : *Permohonan Ijin Observasi Imunisasi*

Yth. Kepala Dinas Kesehatan Kota Semarang
di Semarang

Kami memberitahukan dengan hormat, bahwa mahasiswa Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Negeri Semarang tersebut di bawah ini :

Nama : Ruliana
NIM : 4111411051
Semester : 8
Jurusan : Matematika

dalam rangka tugas mata kuliah Skripsi dengan dosen pembimbing **Putriaji Hendikawati, M.Pd, M.Sc & Drs. Arief Agoestanto, M.Si** bermaksud akan mengadakan observasi imunisasi di:

Tempat : Dinas Kesehatan Kota Semarang
Waktu : bulan Januari - Februari 2015

Berkaitan dengan hal ini, kami mohon dapat diberikan ijin observasi kepada mahasiswa yang bersangkutan pada tempat dan jadwal waktu tersebut di atas.

Atas perhatian dan kerja sama Saudara, kami sampaikan terima kasih.

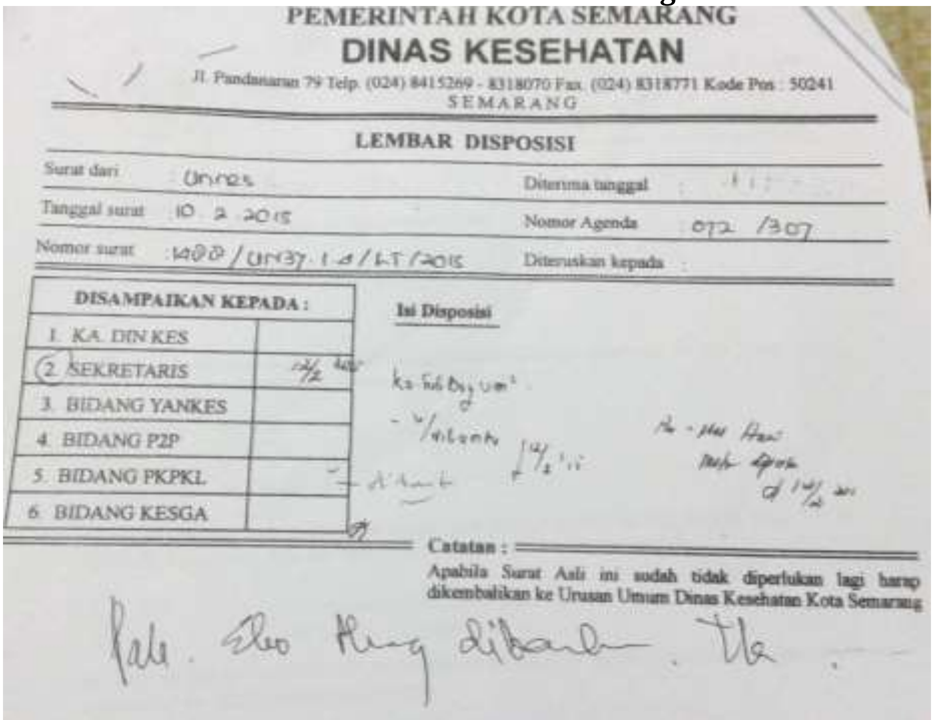
Dekan

Prof. Dr. Wiyanto, M.Si
NIP. 19631012 198803 1 001

Tembusan :
1. Ketua Jurusan Matematika;
2. Dosen Pembimbing;
FMIPA Universitas Negeri Semarang

Lampiran 3

Surat balasan DKK Semarang



PEMERINTAH KOTA SEMARANG

DINAS KESEHATAN

Jl. Pandanaran 79 Telp. (024) 8415269 - 8318070 Fax. (024) 8318771 Kode Pos : 50241

SEMARANG

LEMBAR DISPOSISI

Surat dari : Unnes

Diterima tanggal :

Tanggal surat : 10 . 2 . 2015

Nomor Agenda : 072 /307

Nomor surat : 1400 / UN37.1.4 / LT / 2015

Diteruskan kepada :

DISAMPAIKAN KEPADA :	
1. KA. DINKES	
2. SEKRETARIS	
3. BIDANG YANKES	
4. BIDANG P2P	
5. BIDANG PKPKL	
6. BIDANG KESGA	

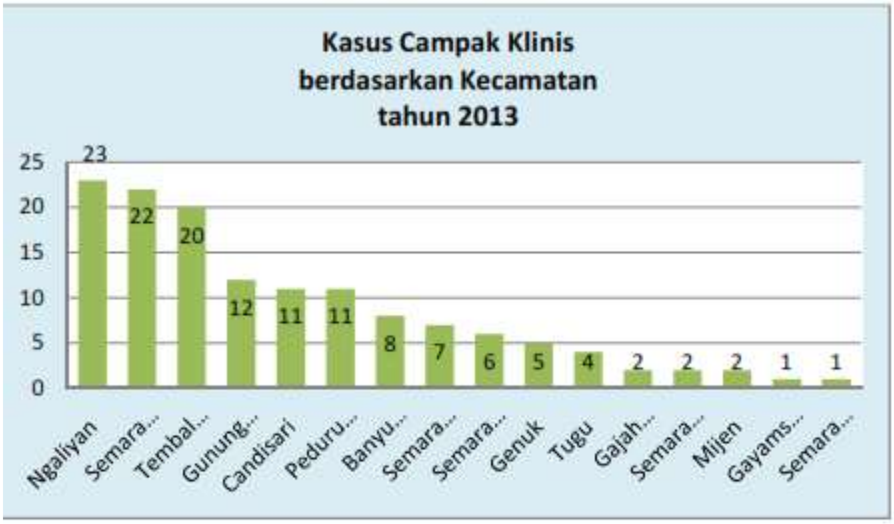
Isi Disposisi

Catatan :

Apabila Surat Asli ini sudah tidak diperlukan lagi harap dikembalikan ke Urusan Umum Dinas Kesehatan Kota Semarang

Lampiran 4

Banyak Kasus Campak Berdasarkan Kecamatan Di Kota Semarang Tahun 2013



Lampiran 5

Data Imunisasi Campak Per Kecamatan Tahun 2013

Pemantauan Wilayah

NO	PUSKESMAS	BA	CAMPAK											
			BLN DESEMBER						S/D BLN DESEMBER					
		L	# L	%	# P	%	# JML	%	# L	%	# P	%	# JML	%
1	2	3	117	118	119	120	121	122	123	124	125	126	127	128
1	Pondok	303	23	7,6	28	28,0	51	7,6	280	92,4	322	87,5	602	89,7
2	Miroto	279	30	10,8	38	11,1	68	11,0	403	144,4	476	139,6	879	141,8
3	Bandarharjo	449	15	3,4	15	2,7	30	3,0	484	108,3	491	89,9	975	98,2
4	Bulu Lor	414	38	9,8	41	8,6	79	9,1	449	115,4	458	96,3	907	104,9
5	Halmahera	260	28	10,2	35	10,5	63	10,4	266	97,2	255	85,2	551	90,6
6	Bugangan	106	14	8,8	31	16,0	45	12,8	284	179,3	295	152,4	579	164,5
7	Karangdoro	225	19	8,7	29	10,8	48	9,8	344	156,6	383	142,7	727	149,0
8	Pandanaran	531	40	8,6	48	8,5	88	8,5	619	133,3	643	113,3	1262	122,3
9	Lamper Tengah	209	39	18,6	31	12,4	[illegible]	15,2	428	209,0	[illegible]	175,4	867	190,5
10	Karangayu	207	14	6,9	14	7,1	28	7,0	213	104,9	201	102,0	414	103,5
11	Lebdosari	219	61	22,4	33	8,7	94	14,4	406	149,3	236	61,9	642	98,3
12	Manyaran	314	24	7,8	30	8,1	54	8,0	329	107,2	303	82,1	632	93,5
13	Krobokan	117	3	1,7	7	3,3	10	2,6	154	87,5	122	58,2	276	71,6
14	Ngemplak S	227	16	7,6	7	2,8	23	5,0	226	107,6	150	59,9	376	81,7
15	Gayamsari	640	96	17,3	104	15,3	200	16,2	922	165,9	1006	148,1	1928	156,1
16	Candilama	267	28	10,7	26	8,2	54	9,3	311	119,2	305	95,6	616	106,2
17	Kagok	322	28	8,9	28	7,3	56	8,0	416	132,6	415	108,3	831	119,2
18	Pegandan	399	34	8,5	24	4,9	58	6,5	418	104,7	437	89,6	855	96,4
19	Genuk	569	35	6,3	49	7,1	84	6,7	535	96,4	685	98,6	1220	97,6
20	Bangetayu	412	49	11,9	41	8,4	90	10,0	405	98,3	403	82,6	808	89,8
21	Tlogosariwetan	656	12	2,0	6	0,8	18	1,4	706	119,0	601	82,9	1307	99,2
22	Tlogosarikulon	705	20	2,9	18	2,1	38	2,5	765	111,3	801	95,3	1566	102,5
23	Kedungmundu	908	92	10,5	94	8,8	186	9,5	992	113,2	1015	94,7	2007	103,0
24	Rowosari	209	56	28,8	50	21,0	106	24,5	299	153,8	268	112,8	567	131,3
25	Ngesrep	289	19	7,0	15	4,5	34	5,6	375	138,4	343	103,6	718	119,3
26	Padangsari	245	29	12,2	47	16,1	76	14,3	374	156,8	487	167,1	861	162,5
27	Srondol	338	29	8,8	28	6,9	57	7,8	393	119,0	394	97,6	787	107,2
28	Pudakpayung	127	11	8,0	14	[illegible]	25	8,1	[illegible]	127,4	[illegible]	88,8	326	106,2
29	Gunungpati	323	26	8,3	28	7,3	54	7,7	359	114,0	321	83,4	680	97,1
30	Sekaran	177	19	11,7	13	6,5	32	8,8	226	138,7	188	94,4	414	114,4
31	Mijen	328	36	12,8	31	5,5	67	10,7	422	150,3	394	114,8	816	130,8
32	Karangmalang	66	1	1,5	2	2,5	3	2,0	69	104,3	70	86,6	139	94,6
33	Tambakaji	274	29	10,2	30	8,7	59	9,4	328	115,5	306	88,7	634	100,8
34	Purwoyoso	259	56	18,0	66	15,0	122	16,2	567	182,3	600	136,0	1167	155,2
35	Ngalian	376	47	13,1	12	3,2	59	8,1	378	100,0	352	94,6	710	97,3
36	Mangkang	141	24	17,4	17	10,1	41	13,4	173	125,2	155	91,8	328	108,8
37	Karanganyar	112	4	3,7	4	3,0	8	3,3	109	100,1	102	76,6	211	87,2
	KABUPATEN/KOTA	12045	1143	9,7	1134	7,9	2277	8,7	14583	124,0	14602	101,8	29185	111,8

Lampiran 6

Banyak Puskesmas pada masing-masing kecamatan di Kota Semarang

NOMOR [illegible]
TANGGAL 2 Juli [illegible]

DAFTAR NAMA DAN WILAYAH KERJA PUSKESMAS DAN PUSKESMAS PEMBANTU KOTA SEMARANG

NO	KECAMATAN	NAMA PUSKESMAS (KODE PUSKESMAS)	NAMA PUSKESMAS PEMBANTU	WILAYAH KERJA (KELURAHAN)	KET
1	2	3	4	5	6
I	Semarang Tengah	1. Pandanaran 11040101		1. Pandanaran 2. Begunharjo 3. Kauman 4. Purwodinatan 5. Pendrikan Lor 6. Kranggan 7. Kembangsari	
			Balaikota	1. Pendrikan Kidul 2. Sekayu	
		2. Miroto 11040102		1. Miroto 2. Brumbungan 3. Jagalan 4. Gabahan 5. Karang Kidul 6. Pekunden	
II	Semarang Utara	1. Bandarharjo 11040201		1. Bandarharjo 2. Tanjung Mas	
			1. Kuningan 2. Mlayu darat	1. Kuningan 2. Dadapsari	
		2. Bulu Lor 11040202		1. Bulu Lor 2. Panggung Kidul 3. Purwosari 4. Plombokan	
			Panggung	Panggung Lor	
III	Semarang Timur	1. Halmahera 11040301		1. Karangtempel 2. Karang Turi 3. Rejosari 4. Sarirejo	Puskesmas dengan Perawatan
		2. Bugangan 11040302		1. Bugangan 2. Kebon Agung 3. Mlatiharjo	
		3. Karangdoro 11040303		1. Rejomulyo 2. Kemijen 3. Mlatibaru	Puskesmas dengan Perawatan

1	2	3	4	5	6
IV	Semarang Selatan	Pandanaran 11040401		1. Mugassari 2. Randusari 3. Barusari 4. Bulustalan 5. Pleburan 6. Wonodri	Puskesmas Dengan Perawatan
			Pemda Tk.I Jateng	1. Mugassari 2. Randusari	
		2. Lamper Tengah 11040402		1.Lamper Tengah 2. Lamper Kidul 3. Lamper Lor 4. Peterongan	
V	Semarang Barat	1. Karangayu 11040501		1. Karangayu 2. Salaman Mloyo 3. Cabean 4. Bojong Salaman	
		2. Lebdosari 11040502		1. Kalibanteng Kulon 2. Kalibanteng Kidul 3. Tambakharjo	
			Gisikdrono	Gisikdrono	
		3. Manyaran 11040503	Panjangan	1. Kembangarum 2. Krapyak	
		4. Krobokan 11040504		1. Krobokan 2. Tawangmas 3. Tawangsari	
		5. Ngemplak Simongan 11040505		1. Ngemplak Simongan 2. Bongsari	
VI	Gayamsari	Gayamsari 11040601		1. Gayamsari 2. Siwalan 3. Tambakrejo 4. Kaligawe 5. Sawah Besar	
			Pandean Lamper	1. Sambirejo 2. Pandean Lamper	
VII	Candisari	1. Candi lama 11040702		1. Karanganyar Gunung 2.Jomblang	
			Jangli	Jatingaleh	
		2. Kagok 11040702		1. Wonotingal 2. Candi 3. Kaliwiru	
			Tegalsari	Tegalsari	

1	2	3	4	5	6
VIII	Gajahmungkur	Pegandan 11040801	1 Gajah Mung- Kur	1. Sampangan 2. Bendan Ngisor 3. Bendan Duwur 4. Gajah Mungkur 5. Lempong Sari 6. Petompon 7. Bendungan 8. Karangrejo	
IX	G e n u k	1. Genuk 11040901		1. GenuAsari 2. Banjardowo 3. Trimulyo 4. Terboyo Wetan 5. Gebangsari	Puskesmas dengan Perawatan
			1. Muktiharjo 2. Kaligawe	1. Muktiharjo Lor 2. Terboyo Kulon	
			2. Gebangsari	1. Terboyo Wetan 2. Gebangsari	
		2. Bangetayu 11040902		1. Bangetayu Kulon 2. Bangetayu Wetan 3. Sambungharjo 4. Penggaron Lor	
			1. K u d u	Kudu	
			2. Karangroto	Karangroto	
X	Pedurungan	1. Tlogosari 11041001		1. Tlogosari Wetan 2. Tlogomulyo	
			1. Kekancan Mukti	1.Pedurungan Tengah 2.Pedurungan Lor 3. Penggaron Kidul	
			2. Plamongansari	Plamongansari	
			3. Pedurungan Kidul	Pedurungan Kidul 4 Palebon	
		2. Tlogosari Kulon 11041002		1. Tlogosari Kulon 2. Gemah	Puskesmas dengan Perawatan
			1. Ratu Ratih	Kalicari	
			2. Muktiharji Kidul	Muktiharjo Kidul	
XI	Tembalang	1. Kedungmundu 11041101		1.Kedungmundu 2.Tandang 3.Jangli	
			1. Sendangguwo	Sendangguwo	
			2. Sendangmulyo	Sendangmulyo	
			3. Sambiroto	Sambiroto	
			4. Mangunharjo	Mangunharjo	

1	2	3	4	5	6
		2. Rowosari 11041102		1. Rowosari 2. Meteseh 3. Kramas	
			Bulusan	1. Bulusan 2. Tembalang	
XII	Banyumanik	1. Ngesrep 11041201		1. Ngesrep 2. Sumurboto 3. Tinjomoyo	Puskesmas dengan Perawatan
		2. Padangsari 11041202		1. Padangsari 2. Pedalangan 3. Jabungan	
		3. Srondol 11041203		1. Srondol Kulon 2. Srondol Wetan 3. Banyumanik	Puskesmas dengan Perawatan
		4. Pudak Payung 11041204		1. Pudak payung 2. Gedawang	
XIII	Gunungpati	1. Gunungpati 11041301		1. Gunungpati 2. Plalangan 3. Pakintelan 4. Nongkosawit 5. Cepoko 6. Jatirejo	
			1. Sumurrejo	1. Sumurrejo 2. Mangunsari	
			2. Pongangan	1.Pongangan 2.Kandri	
			3. Sadeng	Sadeng	
		2. Sekarang 11041302		1. Sekaran 2. Sukorejo 3. Kalisegoro	
			Patemon	1. Patemon 2. Ngijo	
XIV	M I J E N	1. Mijen 11041401		1. Mijen 2. Ngadirgo 3. Kedungpane 4. Cangkiran 5. Tambangan 6. Jatisari	Puskesmas dengan Perawatan
			1. Wonolopo	1. Wonolopo 2. Wonoplumbon	
			2. Pesantren	Pesantren	
			3. Jatibarang	Jatibarang	
		2. Karangmalang 11041402		1. Karangmalang 2. Bubakan 3. Polaman 4. Purwosari	Puskesmas dengan Perawatan

1	2	3	4	5	6
XV	Ngaliyan	1. Tambakaji 11041501		1. Tambakaji 2. Wonosari	
		2. Purwoyoso 11041502		1. Purwoyoso 2. Kalipancur	
		3. Ngalian 11041503		1. Ngalian 2. Bambankerep 3. Wates	Puskesmas dengan Perawatan
			1. Beringin	1. Beringin 2. Gondoriyo	
			2. Podorejo	Podorejo	
XVI	Tugu	1. Mangkang 11041601		1. Mangkang Kulon 2. Mangkang Wetan	Puskesmas dengan Perawatan
			Mangunharjo	Mangunharjo	
		2. Karanganyar 11041602		1.Tugurejo 2. Jrakah 3. Karanganyar 4. Randugarut	

WALIKOTA SEMARANG

H. SUKAWI SUTARIP

Lampiran 7

Data Banyak Penduduk Miskin Tiap Kecamatan di Kota Semarang Tahun 2013

Kecamatan/ *District*		Bekas Narapidana	Bencana Alam	Fakir Miskin/ Keluarga Miskin
(1)		(5)	(6)	(7)
010. Mijen		29	0	725
020. Gunungpati		0	0	1,776
030. Smg. Selatan		29	16	236
040. Banyumanik		18	0	1,343
050. Gajahmungkur		39	0	1,313
060. Genuk		26	0	1,550
070. Pedurungan		33	0	3,008
080. Gayamsari		26	50	1,705
090. Smg. Timur		24	0	201
100. Candisari		15	46	88
110. Tembalang		45	0	4,603
120. Smg. Utara		77	63	3,183
130. Smg. Tengah		39	0	778
140. Smg. Barat		34	38	2,660
150. Tugu		0	221	1,236
160. Ngaliyan		27	74	2,113
Jumlah/*Total*	2013	461	508	26,518

Lampiran 8

Data Kepadatan Penduduk Tiap Kecamatan di Kota Semarang Tahun 2013

Kota / City : Semarang

Desa/Kelurahan	Luas Wilayah/ *Area* (Km)	Jumlah/ *Number Of*		Kepadatan Penduduk/ *Population Density By Km2*
		Rmh Tangga/ *Household*	Penduduk/ *Population*	
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
010. Mijen	57.55	17,088	57,887	1,006
020. Gunungpati	54.11	21,445	75,885	1,402
030. Banyumanik	25.69	35,859	130,494	5,080
040. Gajah Mungkur	9.07	15,184	63,599	7,012
050. Smg. Selatan	5.93	27,830	82,293	13,882
060. Candisari	6.54	19,878	79,706	12,187
070. Tembalang	44.20	43,947	147,564	3,339
080. Pedurungan	20.72	45,388	177,143	8,549
090. Genuk	27.39	25,157	93,439	3,411
100. Gayamsari	6.18	19,512	73,745	11,939
110. Smg. Timur	7.70	21,886	78,622	10,211
120. Smg. Utara	10.97	32,202	128,026	11,671
130. Smg. Tengah	6.14	20,809	71,200	11,596
140. Smg. Barat	21.74	46,849	158,668	7,298
150. Tugu	31.78	8,704	31,279	984
160. Ngaliyan	37.99	40,351	122,555	3,226
Jumlah/ 2013	373.70	442,089	1,572,105	4,207

Lampiran 9

Output software SPSS 19

1. Model $e^{\beta_0+\beta_1 X_1+\ \beta_2 X_2+\beta_3 X_3+\ \beta_4 X_4}$

Generalized Linear Models

```
[DataSet1] E:\Bismillah\latihan reg poisson spss\campak fix.sav
```

Model Information

Dependent Variable	Campak
Probability Distribution	Poisson
Link Function	Log

Case Processing Summary

	N	Percent
Included	16	69,6%
Excluded	7	30,4%
Total	23	100,0%

Continuous Variable Information

		N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Dependent Variable	Campak	16	1,00	23,00	8,5625	7,43836
Covariate	Imunisasi	16	539,00	2873,00	1824,0625	704,39028
	Puskesmas	16	1,00	5,00	2,3750	1,02470
	Keluarga_Miskin	16	88,00	4603,00	1657,3750	1230,47486
	Kapadatan_Penduduk	16	984,00	13882,00	7049,5625	4487,26236

Iteration History

Iteration	Update Type	Number of Step-halvings	Log Likelihood[a]	Parameter					
				(Intercept)	Imunisasi	Puskesmas	Keluarga_Miskin	Kapadatan_Penduduk	(Scale)
0	Initial	0	-66,031	1,438759	,000647	-,183201	,000118	-,000010	1
1	Newton	0	-60,409	1,266041	,000739	-,250577	,000183	-,000035	1
2	Newton	0	-60,260	1,248304	,000762	-,269158	,000201	-,000042	1
3	Newton	0	-60,260	1,248185	,000763	-,269899	,000202	-,000042	1
4	Newton	0	-60,260	1,248186	,000763	-,269900	,000202	-,000042	1
5	Newton[b]	0	-60,260	1,248186	,000763	-,269900	,000202	-,000042	1

Redundant parameters are not displayed. Their values are always zero in all iterations.
Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

a. The full log likelihood function is displayed.
b. All convergence criteria are satisfied.

Gradient Vector and Hessian Matrix

		Parameter				
		(Intercept)	Imunisasi	Puskesmas	Keluarga_ Miskin	Kapadatan_ Penduduk
Gradient Vector		,000	,000	,000	,000	,000
Hessian Matrix	(Intercept)	-137,000	-285692,000	-340,000	-262358,000	-952901,000
	Imunisasi	-285692,000	-6,505E8	-743094,961	-5,606E8	-2,000E9
	Puskesmas	-340,000	-743094,961	-958,444	-706184,849	-2224914,958
	Keluarga_Miskin	-262358,000	-5,606E8	-706184,849	-7,109E8	-1,892E9
	Kapadatan_Penduduk	-952901,000	-2,000E9	-2224914,958	-1,892E9	-8,832E9

The last evaluation of the gradient vector and Hessian matrix are displayed.
Redundant parameters are not displayed.

Goodness of Fit[b]

	Value	df	Value/df
Deviance	62,932	11	5,721
Scaled Deviance	62,932	11	
Pearson Chi-Square	68,273	11	6,207
Scaled Pearson Chi-Square	68,273	11	
Log Likelihood[a]	-60,260		
Akaike's Information Criterion (AIC)	130,520		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	136,520		
Bayesian Information Criterion (BIC)	134,383		
Consistent AIC (CAIC)	139,383		

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

a. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.
b. Information criteria are in small-is-better form.

Omnibus Test[a]

Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
31,413	4	,000

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

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

Tests of Model Effects

Source	Type III Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	11,343	1	,001
Imunisasi	24,944	1	,000
Puskesmas	5,148	1	,023
Keluarga_Miskin	7,008	1	,008
Kapadatan_Penduduk	3,300	1	,069

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

Parameter Estimates

Parameter	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	1,248	,3706	,522	1,975	11,343	1	,001
Imunisasi	,001	,0002	,000	,001	24,944	1	,000
Puskesmas	-,270	,1190	-,503	-,037	5,148	1	,023
Keluarga_Miskin	,000	7,6235E-5	5,240E-5	,000	7,008	1	,008
Kapadatan_Penduduk	-4,211E-5	2,3183E-5	-8,755E-5	3,322E-6	3,300	1	,069
(Scale)	1[a]						

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

2. Model $e^{\beta_0+\beta_1 X_1+\beta_2 X_2+\beta_3 X_3}$

Generalized Linear Models

[DataSet1] E:\Bismillah\latihan reg poisson spss\campak fix.sav

Model Information

Dependent Variable	Campak
Probability Distribution	Poisson
Link Function	Log

Case Processing Summary

	N	Percent
Included	16	69,6%
Excluded	7	30,4%
Total	23	100,0%

Continuous Variable Information

		N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Dependent Variable	Campak	16	1,00	23,00	8,5625	7,43836
Covariate	Imunisasi	16	539,00	2873,00	1824,0625	704,39028
	Puskesmas	16	1,00	5,00	2,3750	1,02470
	Keluarga_Miskin	16	88,00	4603,00	1657,3750	1230,47486

Iteration History

Iteration	Update Type	Number of Step-halvings	Log Likelihood[a]	Parameter				
				(Intercept)	Imunisasi	Puskesmas	Keluarga_ Miskin	(Scale)
0	Initial	0	-66,827	1,328922	,000623	-,144850	,000116	1
1	Newton	0	-62,002	,971270	,000695	-,179228	,000159	1
2	Newton	0	-61,920	,901058	,000715	-,188831	,000170	1
3	Newton	0	-61,919	,899079	,000716	-,189140	,000171	1
4	Newton	0	-61,919	,899078	,000716	-,189140	,000171	1
5	Newton[b]	0	-61,919	,899078	,000716	-,189140	,000171	1

Redundant parameters are not displayed. Their values are always zero in all iterations.
Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin

a. The full log likelihood function is displayed.
b. All convergence criteria are satisfied.

Gradient Vector and Hessian Matrix

		Parameter			
		(Intercept)	Imunisasi	Puskesmas	Keluarga_ Miskin
Gradient Vector		,000	,000	,000	,000
Hessian Matrix	(Intercept)	-137,000	-285692,000	-340,000	-262358,000
	Imunisasi	-285692,000	-6,460E8	-741944,871	-5,566E8
	Puskesmas	-340,000	-741944,871	-968,542	-708586,533
	Keluarga_Miskin	-262358,000	-5,566E8	-708586,533	-7,196E8

The last evaluation of the gradient vector and Hessian matrix are displayed.
Redundant parameters are not displayed.

Goodness of Fit[b]

	Value	df	Value/df
Deviance	66,251	12	5,521
Scaled Deviance	66,251	12	
Pearson Chi-Square	66,044	12	5,504
Scaled Pearson Chi-Square	66,044	12	
Log Likelihood[a]	-61,919		
Akaike's Information Criterion (AIC)	131,839		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	135,475		
Bayesian Information Criterion (BIC)	134,929		
Consistent AIC (CAIC)	138,929		

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin

a. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.
b. Information criteria are in small-is-better form.

Omnibus Test[a]

Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
28,094	3	,000

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin

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

Tests of Model Effects

Source	Type III		
	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	7,293	1	,007
Imunisasi	21,209	1	,000
Puskesmas	3,254	1	,071
Keluarga_Miskin	5,541	1	,019

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin

Parameter Estimates

Parameter	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	,899	,3329	,247	1,552	7,293	1	,007
Imunisasi	,001	,0002	,000	,001	21,209	1	,000
Puskesmas	-,189	,1048	-,395	,016	3,254	1	,071
Keluarga_Miskin	,000	7,2564E-5	2,859E-5	,000	5,541	1	,019
(Scale)	1[a]						

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas, Keluarga_Miskin

a. Fixed at the displayed value.

3. Model $e^{\beta_0+\beta_1 X_1+\beta_3 X_3}$

Generalized Linear Models

```
[DataSet1] E:\Bismillah\latihan reg poisson spss\campak fix.sav
```

Model Information

Dependent Variable	Campak
Probability Distribution	Poisson
Link Function	Log

Case Processing Summary

	N	Percent
Included	16	69,6%
Excluded	7	30,4%
Total	23	100,0%

Continuous Variable Information

		N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Dependent Variable	Campak	16	1,00	23,00	8,5625	7,43836
Covariate	Imunisasi	16	539,00	2873,00	1824,0625	704,39028
	Keluarga_Miskin	16	88,00	4603,00	1657,3750	1230,47486

Iteration History

Iteration	Update Type	Number of Step-halvings	Log Likelihood[a]	Parameter			
				(Intercept)	Imunisasi	Keluarga_ Miskin	(Scale)
0	Initial	0	-68,700	1,176455	,000540	,000099	1
1	Newton	0	-63,724	,830842	,000578	,000121	1
2	Newton	0	-63,649	,764074	,000590	,000127	1
3	Newton	0	-63,649	,762255	,000590	,000128	1
4	Newton	0	-63,649	,762254	,000590	,000128	1
5	Newton[b]	0	-63,649	,762254	,000590	,000128	1

Redundant parameters are not displayed. Their values are always zero in all iterations.
Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Keluarga_Miskin

a. The full log likelihood function is displayed.
b. All convergence criteria are satisfied.

Gradient Vector and Hessian Matrix

		Parameter		
		(Intercept)	Imunisasi	Keluarga_ Miskin
Gradient Vector		,000	,000	,000
Hessian Matrix	(Intercept)	-137,000	-285692,000	-262358,000
	Imunisasi	-285692,000	-6,459E8	-5,557E8
	Keluarga_Miskin	-262358,000	-5,557E8	-7,212E8

The last evaluation of the gradient vector and Hessian matrix are displayed.
Redundant parameters are not displayed.

Goodness of Fit[b]

	Value	df	Value/df
Deviance	69,711	13	5,362
Scaled Deviance	69,711	13	
Pearson Chi-Square	68,960	13	5,305
Scaled Pearson Chi-Square	68,960	13	
Log Likelihood[a]	-63,649		
Akaike's Information Criterion (AIC)	133,299		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	135,299		
Bayesian Information Criterion (BIC)	135,616		
Consistent AIC (CAIC)	138,616		

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Keluarga_Miskin

a. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.
b. Information criteria are in small-is-better form.

Omnibus Test[a]

Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
24,634	2	,000

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Keluarga_Miskin

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

Tests of Model Effects

Source	Type III Wald Chi-Square	Type III df	Type III Sig.
(Intercept)	5,524	1	,019
Imunisasi	17,353	1	,000
Keluarga_Miskin	3,537	1	,060

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Keluarga_Miskin

Parameter Estimates

Parameter	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	,762	,3243	,127	1,398	5,524	1	,019
Imunisasi	,001	,0001	,000	,001	17,353	1	,000
Keluarga_Miskin	,000	6,7843E-5	-5,374E-6	,000	3,537	1	,060
(Scale)	1[a]						

4. Model $e^{\beta_0+\beta_1 X_1+\beta_3 X_3+\beta_4 X_4}$

Generalized Linear Models

[DataSet1] E:\Bismillah\latihan reg poisson spss\campak fix.sav

Model Information

Dependent Variable	Campak
Probability Distribution	Poisson
Link Function	Log

Case Processing Summary

	N	Percent
Included	16	69,6%
Excluded	7	30,4%
Total	23	100,0%

Continuous Variable Information

		N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Dependent Variable	Campak	16	1,00	23,00	8,5625	7,43836
Covariate	Imunisasi	16	539,00	2873,00	1824,0625	704,39028
	Keluarga_Miskin	16	88,00	4603,00	1657,3750	1230,47486
	Kapadatan_Penduduk	16	984,00	13882,00	7049,5625	4487,26236

Iteration History

Iteration	Update Type	Number of Step-halvings	Log Likelihood[a]	Parameter				
				(Intercept)	Imunisasi	Keluarga_ Miskin	Kapadatan_ Penduduk	(Scale)
0	Initial	0	-68,753	1,169799	,000540	,000099	,000001	1
1	Newton	0	-63,247	,942044	,000577	,000127	-,000017	1
2	Newton	0	-63,128	,908081	,000588	,000136	-,000022	1
3	Newton	0	-63,128	,907253	,000589	,000136	-,000022	1
4	Newton[b]	0	-63,128	,907252	,000589	,000136	-,000022	1

Redundant parameters are not displayed. Their values are always zero in all iterations.
Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

a. The full log likelihood function is displayed.
b. All convergence criteria are satisfied.

Gradient Vector and Hessian Matrix

		Parameter			
		(Intercept)	Imunisasi	Keluarga_ Miskin	Kapadatan_ Penduduk
Gradient Vector		,000	,000	,000	,000
Hessian Matrix	(Intercept)	-137,000	-285692,000	-262358,000	-952901,000
	Imunisasi	-285692,000	-6,483E8	-5,575E8	-1,993E9
	Keluarga_Miskin	-262358,000	-5,575E8	-7,174E8	-1,913E9
	Kapadatan_Penduduk	-952901,000	-1,993E9	-1,913E9	-8,771E9

The last evaluation of the gradient vector and Hessian matrix are displayed.
Redundant parameters are not displayed.

Goodness of Fit[b]

	Value	df	Value/df
Deviance	68,668	12	5,722
Scaled Deviance	68,668	12	
Pearson Chi-Square	70,899	12	5,908
Scaled Pearson Chi-Square	70,899	12	
Log Likelihood[a]	-63,128		
Akaike's Information Criterion (AIC)	134,256		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	137,892		
Bayesian Information Criterion (BIC)	137,346		
Consistent AIC (CAIC)	141,346		

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

a. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.
b. Information criteria are in small-is-better form.

Omnibus Test[a]

Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
25,677	3	,000

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

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

Tests of Model Effects

	Type III		
Source	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	6,956	1	,008
Imunisasi	18,025	1	,000
Keluarga_Miskin	3,879	1	,049
Kapadatan_Penduduk	1,037	1	,308

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

Parameter Estimates

Parameter	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	,907	,3440	,233	1,581	6,956	1	,008
Imunisasi	,001	,0001	,000	,001	18,025	1	,000
Keluarga_Miskin	,000	6,9106E-5	6,676E-7	,000	3,879	1	,049
Kapadatan_Penduduk	-2,219E-5	2,1787E-5	-6,489E-5	2,051E-5	1,037	1	,308
(Scale)	1[a]						

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Keluarga_Miskin, Kapadatan_Penduduk

a. Fixed at the displayed value.

5. Model $e^{\beta_0+\beta_1 X_1}$

Generalized Linear Models

```
[DataSet1] E:\Bismillah\latihan reg poisson spss\campak fix.sav
```

Model Information

Dependent Variable	Campak
Probability Distribution	Poisson
Link Function	Log

Case Processing Summary

	N	Percent
Included	16	69,6%
Excluded	7	30,4%
Total	23	100,0%

Continuous Variable Information

		N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Dependent Variable	Campak	16	1,00	23,00	8,5625	7,43836
Covariate	Imunisasi	16	539,00	2873,00	1824,0625	704,39028

Iteration History

Iteration	Update Type	Number of Step-halvings	Log Likelihood[a]	Parameter		
				(Intercept)	Imunisasi	(Scale)
0	Initial	0	-70,813	1,321523	,000561	1
1	Newton	0	-65,454	1,006449	,000600	1
2	Newton	0	-65,374	,948804	,000612	1
3	Newton	0	-65,374	,947317	,000613	1
4	Newton[b]	0	-65,374	,947316	,000613	1

Redundant parameters are not displayed. Their values are always zero in all iterations.
Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi

a. The full log likelihood function is displayed.
b. All convergence criteria are satisfied.

Gradient Vector and Hessian Matrix

		Parameter	
		(Intercept)	Imunisasi
Gradient Vector		,000	,000
Hessian Matrix	(Intercept)	-137,000	-285692,000
	Imunisasi	-285692,000	-6,478E8

The last evaluation of the gradient vector and Hessian matrix are displayed.
Redundant parameters are not displayed.

Goodness of Fit[b]

	Value	df	Value/df
Deviance	73,160	14	5,226
Scaled Deviance	73,160	14	
Pearson Chi-Square	71,185	14	5,085
Scaled Pearson Chi-Square	71,185	14	
Log Likelihood[a]	-65,374		
Akaike's Information Criterion (AIC)	134,748		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	135,671		
Bayesian Information Criterion (BIC)	136,293		
Consistent AIC (CAIC)	138,293		

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi

a. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.
b. Information criteria are in small-is-better form.

Omnibus Test[a]

Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
21,185	1	,000

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi

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

Parameter Estimates

Parameter	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	,947	,3015	,356	1,538	9,874	1	,002
Imunisasi	,001	,0001	,000	,001	19,521	1	,000
(Scale)	1[a]						

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi

a. Fixed at the displayed value.

6. Model $e^{\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2}$

Generalized Linear Models

```
[DataSet1] E:\Bismillah\latihan reg poisson spss\campak fix.sav
```

Model Information

Dependent Variable	Campak
Probability Distribution	Poisson
Link Function	Log

Case Processing Summary

	N	Percent
Included	16	69,6%
Excluded	7	30,4%
Total	23	100,0%

Continuous Variable Information

		N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Dependent Variable	Campak	16	1,00	23,00	8,5625	7,43836
Covariate	Imunisasi	16	539,00	2873,00	1824,0625	704,39028
	Puskesmas	16	1,00	5,00	2,3750	1,02470

Iteration History

Iteration	Update Type	Number of Step-halvings	Log Likelihood[a]	Parameter			
				(Intercept)	Imunisasi	Puskesmas	(Scale)
0	Initial	0	-69,934	1,443961	,000621	-,099753	1
1	Newton	0	-64,721	1,119746	,000680	-,110676	1
2	Newton	0	-64,642	1,058880	,000697	-,113699	1
3	Newton	0	-64,642	1,057245	,000698	-,113788	1
4	Newton[b]	0	-64,642	1,057244	,000698	-,113788	1

Redundant parameters are not displayed. Their values are always zero in all iterations.
Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas

a. The full log likelihood function is displayed.
b. All convergence criteria are satisfied.

Gradient Vector and Hessian Matrix

		Parameter		
		(Intercept)	Imunisasi	Puskesmas
Gradient Vector		,000	,000	,000
Hessian Matrix	(Intercept)	-137,000	-285692,000	-340,000
	Imunisasi	-285692,000	-6,479E8	-746519,599
	Puskesmas	-340,000	-746519,599	-981,003

The last evaluation of the gradient vector and Hessian matrix are displayed.
Redundant parameters are not displayed.

Goodness of Fit[b]

	Value	df	Value/df
Deviance	71,695	13	5,515
Scaled Deviance	71,695	13	
Pearson Chi-Square	69,835	13	5,372
Scaled Pearson Chi-Square	69,835	13	
Log Likelihood[a]	-64,642		
Akaike's Information Criterion (AIC)	135,283		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	137,283		
Bayesian Information Criterion (BIC)	137,601		
Consistent AIC (CAIC)	140,601		

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas

a. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.
b. Information criteria are in small-is-better form.

Omnibus Test[a]

Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
22,650	2	,000

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas

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

Tests of Model Effects

Source	Type III		
	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	11,237	1	,001
Imunisasi	20,389	1	,000
Puskesmas	1,427	1	,232

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas

Parameter Estimates

Parameter	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	1,057	,3154	,439	1,675	11,237	1	,001
Imunisasi	,001	,0002	,000	,001	20,389	1	,000
Puskesmas	-,114	,0952	-,300	,073	1,427	1	,232
(Scale)	1[a]						

Dependent Variable: Campak
Model: (Intercept), Imunisasi, Puskesmas

a. Fixed at the displayed value.