



## PEMODELAN GENERALIZED POISSON REGRESSION (GPR) UNTUK MENGATASI PELANGGARAN EQUIDISPERSI PADA REGRESI POISSON KASUS CAMPAK DI KOTA SEMARANG TAHUN 2013

Ruliana ✉, Putriaji Hendikawati, Arief Agoestanto

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia  
Gedung D7 lantai 1 Kampus Sekaran, Gunungpati, Semarang, 50229

### Info Artikel

Sejarah Artikel:  
Diterima Maret 2015  
Disetujui Januari 2016  
Dipublikasikan Mei 2016

#### Keywords :

Measles;  
Poisson Regression;  
Overdispersion;  
Generalized Poisson  
Regression (GPR);

### Abstrak

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. 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. Dalam penelitian ini 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 tiap-tiap kecamatan di Kota Semarang tahun 2013. Berdasarkan model yang terbentuk diperoleh model Generalized Poisson Regression (GPR).

### Abstract

*The measles the Semarang experience fluctuates every year, so that the City Health Agency (DKK) Semarang put special attention to reducing many cases measles. In the case of smallpox Semarang 2013 was data discrete Poisson. Regression Poisson is nonlinear regression used to analyze data count variable response Poisson and meet the equidispersi. In practice often occurs in violation of discrete overdispersi analysis of data in regression poisson underdispersi and models or improper use. To anticipate such violation used Generalized Poisson Regression in modeling (GPR) data. In this research are variable response used in the case of smallpox Semarang 2013 and variable prediktor used is many medicines measles, community health centers, the poverty and overcrowding every sub-district across Semarang town. The best model Generalized Poisson Regression (GPR) was gotten.*

## PENDAHULUAN

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 berdistribusi Poisson dengan variabel  $X$  berupa data diskrit, kontinu, kategorik atau campuran adalah model regresi Poisson.

Menurut Lungan (2006: 267) uji kesesuaian (*goodness of fit*) bertujuan untuk mengambil kesimpulan tentang sebaran populasi. 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. Dalam kehidupan sehari-hari kasus data berdistribusi Poisson merupakan data yang jarang terjadi dalam selang waktu tertentu. Menurut Safrida, Ispriyanti, dan Widiharah (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.

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. Regresi Poisson ada 2 tipe yaitu regresi Poisson sederhana dan regresi Poisson berganda. 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

sedangkan 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.

Dalam analisis data diskrit dengan menggunakan model regresi Poisson terkadang terjadi pelanggaran asumsi equidispersi tersebut, dimana nilai variansinya lebih besar dari nilai rata-rata yang disebut overdispersi atau varian lebih kecil dari nilai rata-rata yang disebut underdispersi. Penanganan overdispersi atau underdispersi pada regresi Poisson dapat ditangani dengan model regresi binomial negatif atau model *Generalized Poisson Regression* (GPR).

Penanganan model regresi untuk data diskrit pernah diteliti oleh Sellers dan Shmueli (2010), Ismunarti, Azizah, dan 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 Widiharah (2013), Putra, Kencana dan Srinadi (2013) melakukan pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk mengatasi pelanggaran asumsi equidispersi dalam regresi Poisson.

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 poten 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 dipilih sebagai variabel prediktor

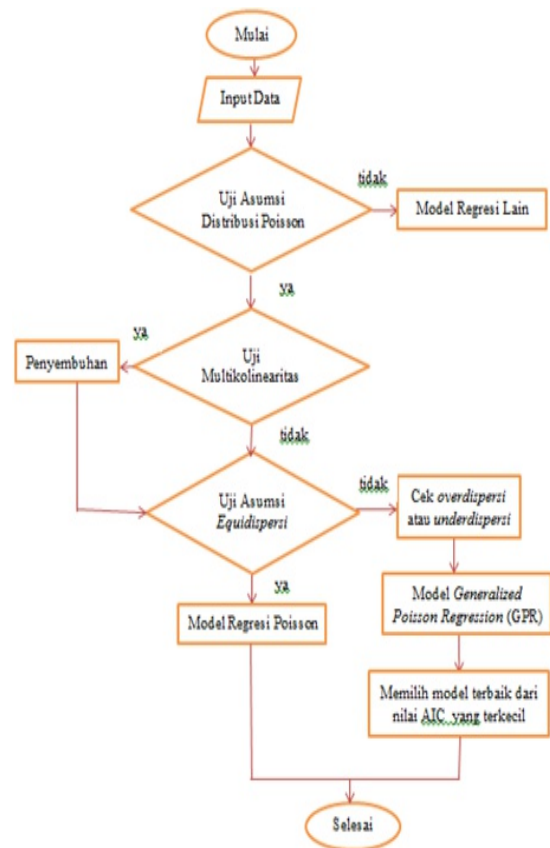
Di Kota Semarang kasus campak pertahun mengalami fluktuatif. Tahun 2013 Kota Semarang terdapat 137 kasus campak. 137 kasus tersebut terbagi atas 16 kecamatan di Kota Semarang. Data banyaknya kasus campak di Kota Semarang tahun 2013 merupakan data diskrit berdistribusi Poisson. Hasil pengujian data banyaknya kasus penyakit campak di Kota Semarang tahun 2013 mengalami pelanggaran asumsi equidispersi sehingga dapat diatasi dengan *Generalized Poisson Regression* (GPR).

**METODE**

Secara umum tahapan penelitian ini yaitu tahap pengumpulan data, analisis data dan kesimpulan. Pada tahap pengumpulan data dilakukan pengumpulan data yang dibutuhkan dan studi literatur. Data diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang dan Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Semarang. 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.

Pada tahap analisis data ada beberapa langkah yang peneliti lakukan. Hasil penelitian Listiyani dan Purhadi (2007), langkah-langkah untuk mendapatkan 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.
- (6)Mendapatkan nilai AIC.
- (7)Mendapatkan model yang terbaik.



Gambar 1. Flowchart pemodelan GPR

Gambar 1 merupakan tahapan analisis data yang digunakan dalam pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR). Model terbaik akan dipilih dari model dengan nilai AIC terkecil.

Pada tahap kesimpulan peneliti membuat kesimpulan atas penelitian yang telah dilakukan.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

**Uji Distribusi Poisson Variabel Respon dengan Kolmogorov Smirnov**

Hipotesis

$H_0$  = Sampel berasal dari populasi yang berdistribusi Poisson

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

Taraf Signifikansi  $\alpha = 0,05$

Statistik Ujinya adalah p-value atau Asymp.Sig. Kriteria pengujiannya adalah tolak  $H_0$  jika nilai Asymp.Sig kurang dari 0,05

Berdasarkan output SPSS 19 diperoleh nilai 0,105 lebih dari 0,05 maka dapat disimpulkan bahwa data banyaknya kasus campak di Kota Semarang mempunyai distribusi Poisson.

**Uji Asumsi Multikolinieritas**

Hipotesis

H<sub>0</sub>: model regresi memiliki masalah multikolinieritas

H<sub>1</sub>: model regresi tidak memiliki masalah multikolinieritas.

Taraf Signifikansi α=0,05

Statisti Uji

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

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

Kriteria Pengujiannya adalah tolak H<sub>0</sub> 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<sub>0</sub> diterima.

Tabel 1. Nilai Tolerance dan VIF

Model	Collinearity Statistics	
	Tolerance	VIF
(Constant)		
Imunisasi	0,620	1,613
Puskesmas	0,544	1,837
Keluarga_Miskin	0,820	1,220
Kepadatan Penduduk	0,783	1,277

Dari output Tabel 1 diketahui bahwa semua variabel prediktor mempunyai nilai Tolerance lebih dari 0,1 dan memiliki nilai VIF kurang dari 10 sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi tidak mengalami multikolinieritas. Untuk itu pada penelitian ini digunakan semua variabel prediktor untuk pemodelan.

**Uji Asumsi Equidispersi**

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.

Hasil analisis data banyaknya kasus cacak di Kota Semarang tahun 2013 menunjukkan bahwa nilai rata-ratanya adalah 8,5625 dan variansinya adalah 55,329. Karena nilai rata-rata dan variansinya tidak sama maka

dapat disimpulkan bahwa data tidak memenuhi asumsi equidispersi.

**Pengecekan Overdispersi atau Underdispersi**

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.

Hipotesis

H<sub>0</sub>: model mengandung overdispersi

H<sub>1</sub>: model mengandung underdispersi

Taraf Signifikansi α =0,05

Statistik ujinya adalah

$$\phi = \frac{\text{Nilai Deviance}}{df}$$

Menurut Rashwan dan Kamel (2011) nilai deviance didefinisikan sebagai

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

Kriteria pengujian adalah tolak H<sub>0</sub> jika nilai φ < 0, sebaliknya terima H<sub>0</sub> jika nilai φ > 0.

Dari output SPSS 19 diperoleh bahwa nilai Deviance adalah 62,932 dan nilai df adalah 11 sehingga φ =  $\frac{62,932}{11} = 5,721$ . Maka dapat disimpulkan bahwa data banyaknya kasus penyakit campak di Kota Semarang tahun 2013 mengalami overdispersi.

**Pembentukan Model Generalized Poisson**

**Regression (GPR)**

Menurut Melliana (2013) penanganan pelanggaran asumsi equidispersi 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.

Data banyaknya kasus penyakit campak di Kota Semarang merupakan jenis data count yang berdistribusi Poisson, tidak memenuhi asumsi equidispersi (data mengalami kasus overdispersi) maka digunakan model *Generalized Poisson Regression* (GPR) dalam pemodelan data.

Tahapan pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) dimulai dengan melihat nilai AIC dari model regresinya. Oleh sebab terdapat empat variabel prediktor maka terdapat 16 kemungkinan model *Generalized Poisson Regression* (GPR).

Tabel 2. Kemungkinan Model GPR

No	Model	AIC	Parameter Signifikan
1.	$e^{\beta_0}$	153,933	0
2.	$e^{\beta_0+\beta_1X_1}$	134,748	1
3.	$e^{\beta_0+\beta_2X_2}$	154,407	0
4.	$e^{\beta_0+\beta_3X_3}$	149,849	1
5.	$e^{\beta_0+\beta_4X_4}$	155,869	0
6.	$e^{\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2}$	135,283	1
7.	$e^{\beta_0+\beta_1X_1+\beta_3X_3}$	133,299	1
8.	$e^{\beta_0+\beta_1X_1+\beta_4X_4}$	136,06	1
9.	$e^{\beta_0+\beta_2X_2+\beta_3X_3}$	151,708	1
10.	$e^{\beta_0+\beta_2X_2+\beta_4X_4}$	156,405	0
11.	$e^{\beta_0+\beta_3X_3+\beta_4X_4}$	151,408	1
12.	$e^{\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\beta_3X_3}$	131,839	1
13.	$e^{\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\beta_4X_4}$	135,524	1
14.	$e^{\beta_0+\beta_1X_1+\beta_3X_3+\beta_4X_4}$	134,256	2
15.	$e^{\beta_0+\beta_2X_2+\beta_3X_3+\beta_4X_4}$	153,357	1
16.	$e^{\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\beta_3X_3+\beta_4X_4}$	130,52	3

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 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.

Dari semua kemungkinan model pada Tabel 2 maka model *Generalized Poisson Regression* (GPR) yang tepat pada kasus penyakit campak di Kota Semarang tahun 2013 yaitu model ke-16.

Dikatakan model terbaik karena model

ke-16 merupakan model dengan nilai AIC terkecil yaitu 130,52 dan mengandung parameter signifikan terbanyak yaitu 3 parameter. Dilihat dari output standart deviance residual model ini juga merupakan model yang memiliki standart deviance residual terkecil.

Nilai estimasi parameter pada Tabel 3 konvergen setelah iterasi ke-4.

Tabel 3. Nilai Estimasi Parameter Model GPR ke-16

Parameter	Estimasi	SE	Sig
$\beta_0$	1,248	0,3706	0,001
$\beta_1$	0,001	0,0002	0,000
$\beta_2$	-0,270	0,1190	0,023
$\beta_3$	0,0002	0,000076	0,008
$\beta_4$	-0,00004	0,000023	0,069

**Uji Parameter Serentak**

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

Hipotesis

$$H_0 = \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$$

$$H_1 = \exists \beta_j \neq 0, j = 1,2,3,4$$

Taraf Signifikansi  $\alpha = 0,05$

Berdasarkan analisis karena

$$G_{hitung} = -2(-60,260) = 120,52 \text{ dan } 120,52 > X^2_{4,0,05} = 9,4877 \text{ maka tolak } H_0.$$

Artinya  $\exists \beta_j \neq 0, j = 1,2, \dots, 4$  yang berpengaruh terhadap model.

**Uji Parsial Parameter**

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.

Hipotesis

$$H_0: \beta_j = 0; \text{ untuk suatu } j = 1,2, \dots, p$$

$$H_1: \beta_j \neq 0; \text{ untuk suatu } j = 1,2, \dots, p$$

Taraf Signifikansi  $\alpha = 0,05$ .

Berdasarkan analisis diperoleh parameter  $\beta_0$  nilai signifikannya  $0,001 < 0,05$  maka tolak  $H_0$ . Parameter  $\beta_1$  nilai signifikannya  $0,000 < 0,05$  maka tolak  $H_0$ . Parameter  $\beta_2$  nilai

signifikannya  $0,023 < 0,05$  maka tolak  $H_0$ . Parameter  $\beta_3$  nilai signifikannya  $0,008 < 0,05$  maka tolak  $H_0$ . Parameter  $\beta_4$  nilai signifikansinya  $0,069 > 0,05$  maka terima  $H_0$ . Jadi pengaruh variabel prediktor  $X_1, X_2, X_3$  signifikan tetapi pengaruh variabel prediktor  $X_4$  tidak signifikan.

Sehingga diperoleh model *Generalized Poisson Regression* (GPR) yang tepat pada kasus penyakit campak di Kota Semarang tahun 2013 yaitu  $\hat{\mu} = e^{(1,248 + 0,001X_1 - 0,270X_2 + 0,0002X_3 - 0,00004X_4)}$

Berdasarkan model yang diperoleh dapat dilihat bahwa faktor yang mempengaruhi jumlah kasus penyakit campak di Kota Semarang tahun 2013 adalah jumlah imunisasi campak di tiap kecamatan, jumlah Puskesmas di tiap kecamatan, dan banyak keluarga miskin di tiap kecamatan. Sedangkan faktor kepadatan penduduk di tiap kecamatan tidak berpengaruh terhadap model, apabila faktor kepadatan penduduk memberi pengaruh maka pengaruhnya sangatlah kecil sehingga dapat diabaikan karena nilai signifikansinya lebih dari 0,05 dan nilai estimasi parameternya sangat kecil.

Faktor jumlah imunisasi campak dan banyak keluarga miskin di tiap-tiap kecamatan memiliki pengaruh yang positif terhadap model, sedangkan faktor Puskesmas memiliki pengaruh yang negatif terhadap model. Artinya tingginya imunisasi campak di suatu kecamatan menyebabkan semakin banyak kasus campak di kecamatan tersebut. Sebagai contoh di Kecamatan Tembalang terdapat 2574 imunisasi campak dan 20 kasus campak. Semakin tingginya penduduk miskin di tiap kecamatan juga menyebabkan semakin tingginya kasus campak di kecamatan tersebut. Sebagai contoh di Kecamatan Tembalang terdapat 3008 penduduk miskin dan 20 kasus campak. Semakin sedikit Puskesmas di tiap kecamatan menyebabkan semakin banyak kasus campak di kecamatan tersebut. Sebagai contoh di Kecamatan Semarang Selatan terdapat 2 Puskesmas dan 22 kasus campak, sedangkan di Kecamatan Semarang Barat terdapat 5 Puskesmas dan 1 kasus campak.

Hasil analisis menunjukkan bahwa banyaknya data kasus penyakit campak di Kota Semarang tahun 2013 merupakan data diskrit yang berdistribusi Poisson. Dikatakan berdistribusi Poisson karena data banyak kasus campak termasuk jarang terjadi dalam selang waktu tertentu pada tahun 2013. Sebagai contoh di Kecamatan Gayamsari dengan kepadatan penduduk per km<sup>2</sup> 11939 hanya

terdapat 1 kasus campak.

Hasil uji asumsi multikolinearitas menunjukkan bahwa data tidak mengalami multikolinearitas. Hal ini dilihat dari output VIF dan Tolerance pada Tabel 1. Dari Tabel 1 terlihat bahwa semua nilai VIF kurang dari 10 dan nilai Tolerance lebih dari 0,1 karena data tidak mengalami multikolinearitas maka semua variabel prediktor masuk ke dalam model.

Oleh sebab terdapat empat variabel prediktor maka terdapat 16 kemungkinan model *Generalized Poisson Regression* (GPR). Ke-16 kemungkinan model didapat dari kombinasi dari semua variabel prediktor. Dari 16 kemungkinan model tersebut model terbaik yang dipilih adalah model dengan nilai AIC terkecil dan mengandung parameter signifikan terbanyak.

Dilihat dari sisi nilai residual Tabel 4 terlihat bahwa pemodelan kasus campak dengan model *Generalized Poisson Regression* (GPR) terbaik memiliki nilai residual lebih kecil jika dibandingkan dengan pemodelan regresi linear. Sehingga dapat disimpulkan ketika suatu data variabel respon diskrit, berdistribusi Poisson, tidak mengalami multikolinearitas dan mengalami overdispersi pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) lebih baik dilakukan daripada menggunakan regresi linear.

Tabel 4. Nilai Residual Regresi Linear vs GPR

Residual Regresi Linear	Residual GPR
-2,55952	-1,583
4,61704	2,323
-0,29904	0,095
-3,00522	-1,705
14,14698	4,94
6,66382	2,507
3,55768	0,75
-5,33334	-2,514
-4,92303	-1,518
-6,7641	-3,447
-4,27695	-1,651
-4,78938	-1,567
-1,35643	-1,446
-5,71067	-4,097
1,35213	0,134
8,68004	2,511

**PENUTUP****Simpulan**

Dari hasil pembahasan 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) Berdasarkan 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 di Kota Semarang.

**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 Ms 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.

**UCAPAN TERIMA KASIH**

Terimakasih kepada dosen-dosen Jurusan Matematika dan dosen pembimbing yang sudah memberikan ilmu yang bermanfaat serta seluruh staff BPS Kota Semarang dan Dinas Kesehatan Kota (DKK) Semarang atas segala bantuan data yang diperlukan.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Badan Pusat Statistik. 2014. Kota Semarang Dalam Angka 2014. Semarang: Badan Pusat Statistik Kota Semarang
- 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.
- Hertriyanti, R. 2006. Analisis Regresi Poisson. Skripsi. Depok: FMIPA Universitas Indonesia.
- Ismunarti, D.H., R. Azizah, & R. Wasono. 2011. Analisis Regresi Poisson untuk Menjaga Hubungan Kelimpahan Makrothos dengan Parameter Perairan. *Prosiding Seminar Nasional Statistika*. Semarang: Universitas Diponegoro.
- Ismail N & 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/view/File/770/754> [diakses tanggal 19-11-2014].
- Listiyani, Y., & Puhadi. 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://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.
- Melliana, A., Y. Setyorini, H. Eko, S. Rosi, & Puhadi. 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-Regression-Methods-In-Overcoming-Overdispersion.pdf> [diakses tanggal 19-11-2014]
- Nurani, D.S., P. Ginanjar, & 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].
- Putra, I.P.Y.E., I.P.E.N. Kencana, & 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 & 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].
- Safrida, N., D. Ispriyanti, & 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. & G. Shmueli. 2010. A Flexible Model For Count Data. *The Annals of Applied Statistics*, 4(2): 943-961. Tersedia di <https://projecteuclid.org/euclid.aos/1280842147> [diakses tanggal 19-11-2014].
- Sembiring, R. K. 1995. Analisis Regresi. Bandung: Penerbit ITB Bandung.