

PEMODELAN REGRESI ZERO INFLATED NEGATIVE BINOMIAL (ZINB) PADA KASUS TETANUS NEONATORUMDI PROVINSI JAWA TIMUR

Cindy Cahyaning Asuti¹, Ismaini Zain²

Mahasiswa Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)¹

Dosen Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)²

cindycahyaning.a@gmail.com¹, ismainizain@gmail.com²

Analisis regresi digunakan untuk mengetahui hubungan antara satu atau beberapa variabel respon (Y) dengan satu atau beberapa variabel prediktor (X). Model regresi yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel prediktor dan variabel respon yang memiliki sebaran *Poisson* adalah model regresi *Poisson*. Namun, pada model regresi *Poisson* terdapat asumsi ragam harus sama dengan rata-rata (*equidispersion*), sehingga model ini tidak tepat digunakan pada data yang mengalami *overdispersion* (ragam lebih besar dari rata-rata). Regresi *Poisson* adalah model umum yang digunakan untuk menganalisis *count data* (data hitung). Pada jenis *count data* (data hitung) sering dijumpai amatan yang bernilai nol dengan proporsi nilai nol yang besar pada variabel respon (*zero inflation*). Regresi *Poisson* dapat digunakan untuk menganalisis data hitung namun masih belum dapat mengatasi masalah nilai nol berlebih pada variabel respon (*zero inflation*). Alternatif model yang lebih sesuai untuk data yang mengalami *overdispersion* dan dapat mengatasi masalah nilai nol berlebih pada variabel respon (*zero inflation*) adalah model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB). Model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) diaplikasikan pada kasus *Tetanus Neonatorum* di Provinsi Jawa Timur. Pada penelitian ini bertujuan untuk mengkaji bentuk *likelihood* dan membentuk algoritma untuk mendapatkan estimasi parameter model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB). Estimasi parameter pada model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan untuk memaksimalkan fungsi *Likelihood* digunakan algoritma EM (*Expectation Maximization*).

Kata Kunci: *Overdispersion; ZeroInflation; Zero Inflated Negative Binomial (ZINB); Tetanus Neonatorum.*

1. PENDAHULUAN

Analisis regresi digunakan untuk mengetahui hubungan antara satu atau beberapa variabel respon (Y) dengan satu atau beberapa variabel prediktor (X). Pada model linier klasik terdapat asumsi variabel respon mengikuti sebaran normal, namun pada kenyataan sering ditemukan kondisi variabel respon tidak mengikuti sebaran normal. Menurut Agresti [1], untuk mengatasi hal tersebut terdapat pengembangan dalam model linier klasik yaitu *Generalized Linear Model* (GLM). GLM mengasumsikan variabel respon mengikuti sebaran keluarga eksponensial, yang memiliki sifat lebih umum. Pada berbagai penelitian, sering dijumpai data dengan variabel respon yang mengikuti sebaran *Poisson*, analisis regresi yang digunakan untuk data seperti ini adalah analisis regresi *Poisson*. Regresi *Poisson* adalah model umum yang digunakan untuk menganalisis *count data* (data hitung). Pada regresi *Poisson* terdapat asumsi $Y \sim \text{Poisson}(\mu)$, hal ini berarti variabel respon diasumsikan menyebar *Poisson*. Asumsi penting pada analisis regresi *Poisson* adalah ragam harus sama dengan rata-rata, kondisi ini disebut *equidispersion*. Menurut Famoye dan Singh [4], pada jenis *count data* (data hitung) sering dijumpai kondisi terdapat nilai nol yang lebih dari 50% pada variabel respon (*zero inflation*). Proporsi data yang memiliki nilai nol berlebihan ini dapat berakibat pada ketepatan (presisi) dari inferensia. Regresi *Poisson* dapat digunakan untuk menganalisis data hitung namun masih belum dapat mengatasi masalah nilai nol berlebihan pada variabel respon (*zero inflation*).

Menurut Lambert [8], jika pada suatu pemodelan *count data* (data hitung) banyak terdapat amatan yang bernilai nol pada variabel respon (*zero inflation*) maka dapat diatasi dengan menggunakan model regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP). Namun apabila terdapat data dengan banyak amatan yang bernilai nol dan terjadi *overdispersion* maka model regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) sudah tidak tepat lagi digunakan, model yang dapat digunakan pada data seperti ini adalah model regresi *Zero Inflated Generalized Poisson* (Famoye & Singh, [4]). Kondisi *overdispersion* dapat didefinisikan sebagai kondisi dalam sebaran *Poisson* dimana ragam lebih besar dari rata-rata. Pada perkembangannya terdapat alternatif lain untuk memodelkan kasus dengan banyak amatan yang bernilai nol dan terjadi *overdispersion* selain menggunakan model regresi *Zero Inflated Generalized Poisson* (ZIGP), model tersebut adalah regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB). Menurut Hilbe [6], model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* merupakan model yang dibentuk dari sebaran campuran *Poisson Gamma*. Model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) dapat digunakan sebagai alternatif lain dalam memodelkan kasus dengan banyak amatan yang bernilai nol dan terjadi *overdispersion* karena model ini tidak mensyaratkan ragam harus sama dengan rata-rata, selain itu model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) juga memiliki parameter dispersi yang berguna untuk menggambarkan variasi dari data, yang biasa dinotasikan dengan κ (kappa).

Belum ada kajian secara mendalam tentang model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB). Oleh karena itu pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) pada kasus *Tetanus Neonatorum* di Provinsi Jawa Timur. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengkaji bentuk *likelihood* dan membentuk algoritma

untuk mendapatkan estimasi parameter model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB). Pada penelitian pendahuluan, data penderita *Tetanus Neonatorum* di Provinsi Jawa Timur adalah data yang memiliki sebaran *Poisson* dan terjadi *overdispersion* serta memiliki proporsi nilai nol yang besar yaitu 76,3 %, sehingga tepat apabila dimodelkan menggunakan regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB).

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini data sekunder yang digunakan bersumber dari Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2012 yang dipublikasikan oleh DINKES [3]. Unit pengamatan pada penelitian ini adalah 38 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yang meliputi 29 kabupaten dan 9 kota. Variabel respon (Y) yang digunakan pada penelitian ini adalah jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* di setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur, sedangkan variabel prediktor (X) yang digunakan adalah sebanyak 4 variabel. Definisi operasional dari masing-masing variabel respon dan variabel prediktor akan diuraikan sebagai berikut.

a. Variabel Respon (Y) : Jumlah kasus *Tetanus Neonatorum*

b. Variabel Prediktor (X)

1. Persentase kunjungan ibu hamil K4 (X_1)
2. Persentase imunisasi Tetanus Toksoid (TT) pada ibu hamil (X_2)
3. Persentase ibu bersalin ditolong tenaga kesehatan (X_3)
4. Persentase kunjungan neonatus (X_4)

Metode analisis pada penelitian ini adalah.

- a. Memeriksa sebaran variabel respon apakah mengikuti sebaran *Poisson* atau tidak menggunakan statistik uji *Kolmogorov Smirnov*.
- b. Memeriksa *overdispersion* dilakukan menggunakan statistik uji *Deviance*.
- c. Memeriksa proporsi nilai nol pada variabel respon.
- d. Memeriksa multikolinieritas pada variabel prediktor menggunakan nilai VIF.
- e. Mengetahui fungsi peluang model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB).
- f. Menentukan fungsi *likelihood* model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) berdasarkan fungsi peluang yang telah diketahui.
- g. Menyusun algoritma untuk proses estimasi parameter model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) berdasarkan fungsi *likelihood* yang sudah diketahui. Estimasi parameter model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) dilakukan menggunakan metode MLE dan diselesaikan menggunakan algoritma EM.
- h. Mengaplikasikan model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) pada kasus *Tetanus Neonatorum* di Provinsi Jawa Timur tahun 2012 dengan variabel prediktor adalah faktor-faktor yang dianggap berpengaruh terhadap kasus *Tetanus Neonatorum*.
- i. Pengujian signifikansi parameter model regresi. Pengujian dilakukan secara simultan dan secara parsial. Statistik uji yang digunakan untuk uji simultan adalah statistik uji G dan untuk uji secara parsial digunakan statistik uji Z.
- j. Menginterpretasi model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) yang terbentuk.

Analisis data dilakukan dengan menggunakan bantuan *software* statistika yaitu SPSS dan R.

3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

a. Estimasi Parameter Model *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB)

Model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) merupakan model yang dibentuk dari sebaran campuran *Poisson Gamma*. Menurut Garay *et al.* [5], model ini dapat digunakan untuk memodelkan *count data* atau data diskrit dengan banyak nilai nol pada variabel respon (*zero inflation*) dan terjadi *overdispersion*. Jika y_i adalah variabel acak dengan $i = 1, 2, \dots, n$ maka nilai dari variabel respon tersebut terjadi dalam dua keadaan. Keadaan pertama disebut *zero state* dan menghasilkan hanya pengamatan bernilai nol, sementara keadaan kedua disebut *negative binomial state* yang memiliki sebaran *Binomial Negative*. Fungsi peluang model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) dapat dinyatakan sebagaimana persamaan (1).

$$P(Y_i = y_i) = \begin{cases} \pi_i + (1 - \pi_i) \left(\frac{1}{1 + \kappa \mu_i} \right)^{\frac{1}{\kappa}}, & \text{untuk } y_i = 0 \\ (1 - \pi_i) \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\kappa})}{\Gamma(\frac{1}{\kappa}) y_i!} \left(\frac{1}{1 + \kappa \mu_i} \right)^{\frac{1}{\kappa}} \left(\frac{\kappa \mu_i}{1 + \kappa \mu_i} \right)^{y_i}, & \text{untuk } y_i > 0 \end{cases} \quad (1)$$

dimana $0 \leq \pi_i \leq 1$, $\mu_i \geq 0$, κ adalah parameter dispersi dan $\Gamma(\cdot)$ adalah fungsi *gamma*. Ketika $\pi_i = 0$, peubah acak y_i memiliki sebaran *Negative Binomial* dengan rata-rata μ_i dan parameter dispersi κ , sehingga $Y_i \sim NB(\mu_i, \kappa)$. Diasumsikan bahwa μ_i dan π_i bergantung pada vektor dari variabel prediktor x_i yang dapat didefinisikan.

$$\mu_i = e^{x_i^T \beta}$$

$$\pi_i = \frac{e^{x_i^T \gamma}}{1 + e^{x_i^T \gamma}}, \text{ sehingga } (1 - \pi_i) = \frac{1}{1 + e^{x_i^T \gamma}}$$

Model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) dapat dinyatakan sebagaimana persamaan (2) dan (3).

Model untuk data diskrit μ_i

$$\ln \mu_i = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^p \hat{\beta}_j x_{ij}, i = 1, \dots, n \text{ dan } j = 1, \dots, p \quad (2)$$

Model untuk zero inflation π_i

$$\text{logit } \pi_i = \hat{\gamma}_0 + \sum_{j=1}^p \hat{\gamma}_j x_{ij}, i = 1, \dots, n \text{ dan } j = 1, \dots, p \quad (3)$$

di mana :

p : jumlah variabel prediktor

n : jumlah pengamatan

β : parameter model regresi ZINB yang diestimasi

γ : parameter model regresi ZINB yang diestimasi

Berdasarkan fungsi peluang untuk y_i yang telah diketahui pada persamaan (1), maka fungsi *likelihood* dan \ln *likelihood* model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) secara berurutan dapat dinyatakan sebagaimana pada persamaan (4) dan (5).

$$L(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\beta}) = \begin{cases} \prod_{i=1}^n \frac{e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}}{1 + e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}} + \frac{1}{1 + e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}} \left(\frac{1}{1 + \kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{\frac{1}{\kappa}}, & \text{untuk } y_i = 0 \\ \prod_{i=1}^n \frac{1}{1 + e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}} \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\kappa})}{\Gamma(\frac{1}{\kappa}) y_i!} \left(\frac{1}{1 + \kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{\frac{1}{\kappa}} \left(\frac{\kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}}{1 + \kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{y_i}, & \text{untuk } y_i > 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \ln L(\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\beta}) &= \begin{cases} \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}}{1 + e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}} + \frac{1}{1 + e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}} \left(\frac{1}{1 + \kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{\frac{1}{\kappa}}, & \text{untuk } y_i = 0 \right) \\ \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{1}{1 + e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}} \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\kappa})}{\Gamma(\frac{1}{\kappa}) \Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{\frac{1}{\kappa}} \left(\frac{\kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}}{1 + \kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{y_i}, & \text{untuk } y_i > 0 \right) \end{cases} \\ &= \sum_{\substack{i=1 \\ y_i=0}}^n \ln \left(e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}} + \left(\frac{1}{1 + \kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{\frac{1}{\kappa}} \right) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{x_i^T \boldsymbol{\gamma}}) + \sum_{\substack{i=1 \\ y_i>0}}^n \ln \left(\Gamma \left(y_i + \frac{1}{\kappa} \right) \right) \\ &\quad - \sum_{\substack{i=1 \\ y_i>0}}^n \ln(\Gamma(y_i + 1)) - \sum_{\substack{i=1 \\ y_i>0}}^n \ln \left(\Gamma \left(\frac{1}{\kappa} \right) \right) + \frac{1}{\kappa} \ln \sum_{\substack{i=1 \\ y_i>0}}^n \left(\frac{1}{1 + \kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right) + y_i \sum_{\substack{i=1 \\ y_i>0}}^n \ln \left(\frac{\kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}}{1 + \kappa e^{x_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right) \end{aligned} \quad (5)$$

Estimasi parameter model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan untuk memaksimalkan fungsi digunakan algoritma EM (*Expectation Maximization*). Fungsi *ln likelihood* pada persamaan (5) adalah gabungan dari dua kondisi yaitu $y_i=0$ dan $y_i>0$. Variabel respon y_i terjadi dalam dua keadaan yaitu *zero state* dan *negative binomial state*. Untuk menggambarkan kondisi y_i secara terperinci, maka akan didefinisikan kembali variabel y_i dengan suatu variabel laten z_i .

$$z_i = \begin{cases} 1, & \text{jika } y_i \text{ berasal dari } \textit{zero state} \\ 0, & \text{jika } y_i \text{ berasal dari } \textit{negative binomial state} \end{cases} \quad (6)$$

Permasalahan pada pendefinisian ini adalah pada keadaan *negative binomial state* z_i dapat bernilai 0 atau 1 yang berarti bahwa z_i dapat berasal dari *zero state* maupun berasal dari *negative binomial state*. Permasalahan tersebut dapat diselesaikan menggunakan algoritma EM. Algoritma EM merupakan salah satu alternatif metode iteratif untuk memaksimalkan fungsi *likelihood* yang mengandung data tidak lengkap (*missing*), selain itu algoritma EM juga digunakan pada data yang mengandung variabel laten hasil pendefinisian variabel yang tidak terobservasi seperti variabel z_i pada persamaan (6). Algoritma EM terdiri dari dua tahap yaitu tahap Ekspektasi dan tahap Maksimalisasi. Tahap ekspektasi yaitu tahap perhitungan ekspektasi dari fungsi *ln likelihood*, selanjutnya tahap maksimalisasi yaitu tahap perhitungan untuk mencari estimasi parameter yang memaksimalkan fungsi *ln likelihood* hasil dari tahap ekspektasi sebelumnya.

b. Pemeriksaan Sebaran Variabel Respon

Pemeriksaan sebaran variabel respon dilakukan untuk mengetahui variabel respon pada data mengikuti sebaran *Poisson* atau tidak. Menurut Daniel [2], pemeriksaan sebaran variabel

respon dilakukan menggunakan uji *KolmogorovSmirnov*. Hasil pengujian *KolmogorovSmirnov* disajikan sebagaimana Tabel 1.

Tabel 1. Hasil pengujian *KolmogorovSmirnov*

Nilai Statistik Uji D_n	Nilai Statistik <i>Kolmogorov-Smirnov</i>	Keterangan
0,309	0,312	Variabel respon mengikuti sebaran <i>Poisson</i>

Hasil pengujian *KolmogorovSmirnov* pada Tabel 1. menunjukkan bahwa variabel respon mengikuti sebaran *Poisson*, karena nilai statistik uji D_n kurang dari statistik *KolmogorovSmirnov*.

c. Pemeriksaan *Overdispersion*

Menurut Agresti [1], pemeriksaan *overdispersion* regresi *Poisson* dilakukan menggunakan statistik uji *Deviance* dibagi dengan derajat bebas. Kondisi *overdispersion* dideteksi menggunakan statistik uji *Deviance* dibagi dengan derajat bebas yang mempunyai nilai lebih besar dari 1. Hasil pengujian *overdispersion* regresi *Poisson* disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian *Overdispersion* Regresi *Poisson*

Nilai Statistik Uji <i>Deviance</i>	db	Nilai <i>Deviance</i> /db	Keterangan
51,124	33	1,549	<i>Overdispersion</i>

Hasil pengujian *overdispersion* pada Tabel 2. menunjukkan bahwa variabel respon mengalami *overdispersion*, karena nilai statistik uji *Deviance* dibagi dengan derajat bebas lebih besar dari 1.

d. Pemeriksaan *Zero Inflation* Variabel Respon

Pemeriksaan *zero Inflation* dilakukan dengan menghitung persentase amatan yang bernilai nol pada variabel respon. Hasil pemeriksaan *zero Inflation* pada variabel respon disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pemeriksaan *Zero Inflation* pada Variabel Respon

Jumlah Kasus <i>Tetanus Neonatorum</i>	Frekuensi Jumlah Kasus <i>Tetanus Neonatorum</i>	Persentase	Kumulatif Persentase
0	29	76,3	76,3
1	3	7,9	84,2
2	2	5,3	89,5
3	1	2,6	92,1
5	1	2,6	94,7
7	2	5,3	100,0

Hasil pemeriksaan *zero inflation* variabel respon pada Tabel 3. menunjukkan bahwa terjadi *zero inflation* pada variabel respon karena persentase amatan bernilai nol lebih dari 50% yaitu sebesar 76,3%.

e. Pemeriksaan Multikolinieritas

Pemeriksaan multikolinieritas dilakukan untuk mengetahui hubungan diantara variabel prediktor yang menjelaskan model regresi. Menurut Agresti [1], nilai yang digunakan sebagai acuan untuk pemeriksaan multikolinieritas adalah nilai VIF (*Variance Inflation Factor*). Nilai

VIF yang lebih dari 10 merupakan bukti cukup untuk mendeteksi multikolinieritas. Hasil pemeriksaan multikolinieritas disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pemeriksaan Multikolinieritas

Variabel Prediktor	Nilai VIF	Kesimpulan
X_1	3,156	Tidak Terdapat Multikolinieritas Antar Variabel Prediktor
X_2	1,034	
X_3	6,231	
X_4	3,962	

Hasil pengujian multikolinieritas pada Tabel 4. menunjukkan bahwa tidak terdapat multikolinieritas diantara variabel prediktor, karena pada semua variabel prediktor memiliki nilai VIF kurang dari 10.

f. Pembentukan Model Regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB)

Model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) adalah model regresi yang dapat digunakan untuk memodelkan data dengan variabel respon yang memiliki sebaran *Poisson*, banyak amatan yang bernilai nol pada variabel respon (*zero inflation*) dan terjadi *overdispersion* (ragam lebih besar dari rata-rata). Model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) diaplikasikan pada kasus *Tetanus Neonatorum* di Provinsi Jawa Timur. Pemodelan kasus *Tetanus Neonatorum* menggunakan regresi ZINB menggunakan empat variabel prediktor yaitu persentase kunjungan ibu hamil K4 (X_1), persentase imunisasi Tetanus Toksoid (TT) pada ibu hamil (X_2), persentase ibu bersalin ditolong tenaga kesehatan (X_3) dan persentase kunjungan neonatus (X_4). Untuk mengetahui tingkat signifikansi hasil estimasi parameter pada model regresi ZINB, dilakukan pengujian signifikansi secara simultan dan secara parsial. Menurut Hosmer dan Lemeshow [7], pengujian signifikansi hasil estimasi parameter pada model regresi ZINB secara simultan menggunakan statistik uji G dan pengujian signifikansi secara parsial menggunakan statistik uji Z. Hasil estimasi parameter model ZINB pada kasus *Tetanus Neonatorum* serta nilai statistik uji G dan statistik uji Z disajikan secara lengkap pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Estimasi Parameter Model ZINB

Parameter	Estimasi	SE	Z Hitung	(Pr > Z)
$\hat{\beta}_0$	-5,847	3,602	-1,623	0,105
$\hat{\beta}_1$	-0,145	0,055	-2,644	0,008*
$\hat{\beta}_2$	-0,006	0,010	-0,599	0,549
$\hat{\beta}_3$	0,233	0,101	2,295	0,022*
$\hat{\beta}_4$	-0,022	0,067	0,339	0,735
$\hat{\gamma}_0$	11,325	13,409	0,845	0,398
$\hat{\gamma}_1$	0,223	0,169	1,316	0,188
$\hat{\gamma}_2$	-0,296	0,179	-1,653	0,098
$\hat{\gamma}_3$	0,835	0,503	1,660	0,096
$\hat{\gamma}_4$	-1,078	0,539	-2,000	0,045*
Statistik Uji G = 734,18				

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Hasil pengujian signifikansi estimasi parameter model regresi ZINB secara simultan dengan tingkat signifikansi sebesar 5% didasarkan pada statistik uji G. Berdasarkan Tabel 5 nilai statistik uji G adalah 734,18. Nilai statistik uji G lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;8)} = 15,507$. Hal ini menunjukkan bahwa secara simultan pada variabel prediktor X_1 , X_2 , X_3 dan X_4 memberikan pengaruh signifikan terhadap variabel respon. Sedangkan, hasil pengujian signifikansi estimasi parameter model regresi ZINB secara parsial dengan tingkat signifikansi sebesar 5% didasarkan pada statistik uji Z. Berdasarkan Tabel 5 terdapat dua variabel prediktor pada estimasi parameter data diskrit dan satu variabel prediktor pada estimasi parameter *zero inflation* yang memiliki nilai Z hitung yang lebih besar daripada Z tabel ($\alpha/2 = \pm 1,96$) atau memiliki *p-value* kurang dari α (0,05). Hal ini menunjukkan bahwa variabel prediktor yang berpengaruh signifikan secara parsial pada model data diskrit adalah persentase kunjungan ibu hamil (X_1) dan persentase ibu bersalin ditolong tenaga kesehatan (X_3), sedangkan variabel prediktor yang berpengaruh signifikan secara parsial pada model *zero inflation* adalah persentase kunjungan neonatus (X_4).

Persamaan model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) yang terbentuk adalah.

a. Model data diskrit untuk $\hat{\mu}_i$

$$\hat{\mu}_i = \exp(-5,847 - 0,145X_1 - 0,006X_2 + 0,233X_3 - 0,023X_4)$$

b. Model *zero inflation* untuk $\hat{\pi}_i$

$$\hat{\pi}_i = \frac{\exp(11,325 + 0,223X_1 - 0,296X_2 + 0,835X_3 - 1,076X_4)}{1 + \exp(11,325 + 0,223X_1 - 0,296X_2 + 0,835X_3 - 1,076X_4)}$$

Interpretasi model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB):

Model data diskrit untuk $\hat{\mu}_i$

1. Setiap penambahan 1% kunjungan ibu hamil K4 (X_1) maka akan menurunkan rata-rata jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* sebesar $\exp(0,145) = 1,156$ kali dari rata-rata jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* semula, jika variabel lain tidak dilibatkan dalam model.
2. Setiap penambahan 1% imunisasi TT (Tetanus Toksoid) pada ibu hamil (X_2) maka akan menurunkan rata-rata jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* sebesar $\exp(0,006) = 1,006$ kali dari rata-rata jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* semula, jika variabel lain tidak dilibatkan dalam model.
3. Setiap penambahan 1% ibu bersalin ditolong tenaga kesehatan (X_3) maka akan meningkatkan rata-rata jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* sebesar $\exp(0,233) = 1,262$ kali dari rata-rata jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* semula, jika variabel lain tidak dilibatkan dalam model.
4. Setiap penambahan 1% kunjungan neonatus (X_4) maka akan menurunkan rata-rata jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* sebesar $\exp(0,023) = 1,023$ kali dari rata-rata jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* semula, jika variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

Model *zero inflation* untuk $\hat{\pi}_i$

1. Setiap penambahan 1% kunjungan ibu hamil K4 (X_1) maka akan meningkatkan peluang jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* sebesar $\exp(0,223) = 1,249$ kali dari jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* semula, jika variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

2. Setiap penambahan 1% imunisasi TT (Tetanus Toksoid) pada ibu hamil (X_2) maka akan menurunkan peluang jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* sebesar $\exp(0,296)=1,344$ kali dari jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* semula, jika variabel lain tidak dilibatkan dalam model.
3. Setiap penambahan 1% ibu bersalin ditolong tenaga kesehatan (X_3) maka akan meningkatkan peluang jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* sebesar $\exp(0,835)=2,305$ kali dari jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* semula, jika variabel lain tidak dilibatkan dalam model.
4. Setiap penambahan 1% kunjungan neonatus (X_4) maka akan menurunkan peluang jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* sebesar $\exp(1,076)=2,933$ kali dari jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* semula, jika variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

3. SIMPULAN

Kesimpulan berdasarkan hasil penelitian ini adalah.

Model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) yang terbentuk adalah.

a. Model data diskrit untuk $\hat{\mu}_i$

$$\hat{\mu}_i = \exp(-5,847 - 0,145X_1 - 0,006X_2 + 0,233X_3 - 0,023X_4)$$

b. Model *zero inflation* untuk $\hat{\pi}_i$

$$\hat{\pi}_i = \frac{\exp(11,325 + 0,223X_1 - 0,296X_2 + 0,835X_3 - 1,076X_4)}{1 + \exp(11,325 + 0,223X_1 - 0,296X_2 + 0,835X_3 - 1,076X_4)}$$

Berdasarkan model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) yang terbentuk pada kasus *Tetanus Neonatorum* variabel prediktor yang memberikan pengaruh signifikan terhadap jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* meliputi persentase kunjungan ibu hamil K4 (X_1) dan persentase ibu bersalin ditolong tenaga kesehatan (X_3) untuk model pertama yaitu model data diskrit, sedangkan untuk model kedua yaitu model *zero inflation* variabel prediktor yang memberikan pengaruh signifikan terhadap jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* meliputi persentase kunjungan neonatus (X_4).

Berdasarkan hasil penelitian, saran yang bisa diberikan kepada Pemerintah Daerah Provinsi Jawa Timur adalah meningkatkan program K4 untuk ibu hamil, meningkatkan jumlah dan kualitas tenaga kesehatan dan meningkatkan program kunjungan neonatus untuk mengurangi jumlah kasus *Tetanus Neonatorum* guna memperbaiki kualitas kesehatan di Provinsi Jawa Timur.

Saran pada penelitian selanjutnya adalah dapat melakukan perbandingan model regresi *Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) dengan model regresi lain yang juga digunakan untuk mengatasi masalah *overdispersion* dan *zero inflation* pada regresi *Poisson* seperti *Zero Inflated Poisson Invers Gaussian*. Selain itu juga bisa digunakan pemodelan dengan efek spasial dari setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur seperti metode *Geographically Weighted Zero Inflated Negative Binomial* (GWZINB).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis*. New York: John Wiley and Sons, Inc.
- [2] Daniel, W. W. 1989. *Statistik Non Parametrik Terapan*. Jakarta: PT. Gramedia.
- [3] DINKES. 2013. *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2012*. Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.
- [4] Famoye, F., & Singh, K. P. 2006. Zero Inflated Poisson Regression Model with an Applications Domestic Violence to Accident Data. *Journal of Data Science*, 117-130.
- [5] Garay, A. M., Hashimoto, E. M., Ortega, E. M. M., & Lachos, V. H. 2011. On Estimation and Influence Diagnostics for Zero Inflated Negative Binomial Regression Model. *Computational Statistics and Data Analysis*, 55, 1304-1318.
- [6] Hilbe, J. M. 2011. *Negative Binomial Regression*. New York: Cambridge University Press.
- [7] Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. 2000. *Applied Logistic Regression*. New York: John Wiley and Sons.
- [8] Lambert, D. 1992. Zero Inflated Poisson Regression, With an Application to Defect in Manufacturing. *Technometric*, 34(1).