Estimasi, Vol. 3, No. 1, Januari, 2022, Hal. 33-40
DOI: 10.20956/ejsa.vi.11557

Model Regresi Bivariate Zero-Inflated Poisson Pada Kematian Ibu dan Bayi

Andi Isna Yunita[1*], Andi Kresna Jaya[2], Georgina Maria Tinungki[3]
[123]Departemen Statistika, Fakultas MIPA,
Universitas Hasanuddin, Makassar, 90245, Indonesia

*** Corresponding author, email: andiisnayunita176@gmail.com**

Abstract

Overdispersion is a condition with greater variance than the mean. One of the causes overdispersion is more zero-value observations so the Zero-Inflated Poisson (ZIP) regression model can be used. As for modeling a pair of discrete data is correlated and overdispersion, it can be used the Bivariate Zero-Inflated Poisson (BZIP) regression model. The BZIP regression model is a model with response variables with mixed distributions between Bivariate Poisson distribution and a point probability at (0,0). Parameters of the BZIP regression model are estimated using maximum likelihood estimation (MLE) with expectation maximization (EM) algorithm. This research was applied to data on number of maternal and infant mortality in the city of Makassar in 2017. The result obtained is the AIC value of the BZIP regression model is 170.976 smaller than the Bivariate Poisson regression model is 198.120. This shows that the BZIP regression model is better used for data with overdispersion.

***Keywords**: BZIP Regression, Infant Mortality, Maternal Mortality, Overdispersion.*

Abstrak

Overdispersi adalah keadaan dengan nilai variansi yang lebih besar daripada nilai meannya. Salah satu penyebab terjadinya *overdispersi* adalah lebih banyaknya pengamatan bernilai nol sehingga dapat digunakan model regresi *Zero-Inflated Poisson* (ZIP). Sedangkan untuk memodelkan sepasang data diskrit yang saling berkorelasi dan *overdispersi*, maka dapat digunakan model regresi *Bivariate Zero-Inflated Poisson* (BZIP). Model regresi BZIP merupakan model dengan variabel respon yang berdistribusi campuran antara distribusi *Bivariate Poisson* dan probabilitas titik di (0,0). Parameter model regresi BZIP diestimasi menggunakan *maximum likelihood estimation* (MLE) dengan algoritma *expectation maximization* (EM). Penelitian ini diaplikasikan pada data jumlah kematian ibu dan bayi di Kota Makassar tahun 2017. Hasil yang diperoleh adalah nilai AIC dari model regresi BZIP, yaitu 170,976 lebih kecil dibandingkan dengan model regresi *Bivariate Poisson*, yaitu 198,120. Hal ini menunjukkan bahwa medel regresi BZIP lebih baik digunakan pada data yang mengalami *overdispersi.*

Kata Kunci: Kematian Ibu, Kematian Bayi, Overdispersi, Regresi BZIP

1. Pendahuluan

Angka kematian ibu dan bayi merupakan salah satu indikator yang paling menonjol untuk menilai derajat kesehatan masyarakat di suatu daerah. Namun, sampai saat ini angka kematian ibu dan bayi di Sulawesi Selatan masih tergolong tinggi. Bahkan Sulawesi Selatan termasuk provinsi dengan jumlah kematian ibu dan bayi terbanyak di

Indonesia sehingga masalah Kesehatan Ibu dan Anak (KIA) masih menjadi masalah yang perlu diperhatikan. Dinas Kesehatan Sulawesi Selatan menyatakan bahwa setiap minggunya, 2 ibu dan 16 bayi baru lahir meninggal. Sepanjang tahun 2017, terdapat 115 kematian ibu dan 1.059 kematian bayi di Sulawesi Selatan [1].

Menurut *World Health Organization* (WHO), kematian ibu dan bayi merupakan dua hal yang saling berkaitan karena selama masa kandungan, gizi yang diperoleh janin disalurkan dari tubuh ibu melalui plasenta sehingga kondisi ibu selama masa kehamilan akan berpengaruh pada janin dan bayi yang dilahirkannya kelak. Peran ibu juga sangat berpengaruh dalam merawat bayi mulai saat dilahirkan hingga berumur satu tahun [2]. Adapun upaya yang dilakukan oleh pemerintah dalam mengantisipasi angka kematian ibu dan bayi, antara lain melalui peningkatan pelayanan kesehatan ibu hamil, bersalin, dan nifas serta peningkatan pelayanan kesehatan bayi [1].

Jumlah kematian ibu dan bayi merupakan data hitung (diskrit) yang mengikuti distribusi *Poisson* dan mempunyai korelasi satu sama lain. Regresi *Bivariate Poisson* merupakan metode regresi yang digunakan untuk memodelkan sepasang data diskrit yang memiliki korelasi [3]. Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Arkandi dan Winahju (2015) menggunakan model regresi *Bivariate Poisson* pada data kematian ibu dan bayi yang menghasilkan bahwa model tersebut baik untuk memodelkan sepasang data diskrit yang saling berkorelasi [2]. Namun, model yang dihasilkan memiliki nilai variansi yang lebih besar daripada nilai meannya atau data mengalami *overdispersi*. Dengan demikian, model yang diperoleh tidak memenuhi asumsi distribusi Poisson dengan nilai mean dan variansi yang sama. Oleh karena itu, model regresi *Bivariate Zero-Inflated Poisson* (BZIP) digunakan untuk mengatasi masalah respon bivariat yang bernilai nol lebih banyak dan sekaligus mengatasi overdispersi secara bersamaan.

Model regresi BZIP merupakan model dengan variabel respon yang berdistribusi campuran antara distribusi *Bivariate Poisson* dan probabilitas titik di (0,0) [4]. Untuk mengestimasi parameternya, metode *maximum likelihood estimation* (MLE) dapat digunakan pada model regresi yang datanya mengikuti distribusi tertentu. Metode MLE dilakukan dengan memaksimumkan fungsi *likelihood*. Namun pada umumnya, maksimum suatu fungsi *likelihood* tidak bisa diselesaikan secara analitik. Oleh karena jika diperoleh bentuk implisit atau non-linier, maka dapat diselesaikan dengan algoritma *Newton-Raphson* (NR), *Fisher Scoring*, atau *Expectation Maximization* (EM) untuk mendapatkan solusi numeriknya [5].

Banyaknya pengamatan bernilai nol merupakan salah satu penyebab terjadinya *overdispersi* pada data model regresi BZIP sehingga algoritma EM cocok digunakan untuk mengestimasi parameternya [6]. Algoritma EM terdiri dari dua tahap, yaitu tahap *Expectation* (E-Step) untuk mencari nilai ekspektasi dari fungsi *likelihood* dan tahap *Maximization* (M-Step) untuk memaksimumkan fungsi yang telah didefinisikan pada tahap ekspektasi sehingga didapatkan estimator parameter yang konvergen. Algoritma

EM juga lebih mudah diterapkan ketika masalah optimasi memiliki banyak parameter dibandingkan dengan metode iterasi yang lainnya [5].

2. Material dan Metode

2.1 Regresi Bivariate Zero-Inflated Poisson

Regresi *Bivariate Poisson* adalah sebuah metode yang digunakan untuk memodelkan sepasang data hitung (diskrit) yang berdistribusi Poisson dan saling berkorelasi [3]. Karena terdapat dua variabel respon yang saling berkorelasi, maka distribusinya akan mengikuti distribusi *Bivariate Poisson*. Untuk data diskrit yang saling berkorelasi dan mengalami *overdispersi*, distribusi *Bivariate Zero-Inflated Poisson* (BZIP) dapat dibangun dari distribusi *Bivariate Poisson* dan probabilitas titik di (0,0) yang didefinisikan sebagai berikut.

$(Y_1, Y_2) \sim Degenerate(0,0)$ dengan probabilitas π disebut *zero state*
$\sim BP(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_0)$ dengan probabilitas $(1-\pi)$ disebut *Poisson state*

Distribusi BZIP memiliki fungsi probabilitas seperti berikut.

$$f_{BZIP}(y_1, y_2) = \begin{cases} \pi + (1-\pi)e^{-\lambda}, & (y_1, y_2) = (0,0) \\ (1-\pi)e^{-\lambda} \displaystyle\sum_{r=0}^{\min\{y_1,y_2\}} \frac{{\lambda_1}^{y_1-r}\, {\lambda_2}^{y_2-r} {\lambda_0}^{r}}{(y_1-r)!\,(y_2-r)!\,r!}, & (y_1, y_2) \neq (0,0) \end{cases} \tag{1}$$

dengan $0 < \pi < 1$ dan $\lambda = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_0$ [4].

Distribusi marginal dari BZIP adalah distribusi univariat ZIP sebagai berikut.

$$f_{Y_k}(y_k) = \begin{cases} \pi + (1-\pi)\exp(-\lambda_k - \lambda_0), & untuk\ y_k = 0 \\ (1-\pi)\dfrac{(\lambda_k + \lambda_0)^{y_k}}{y_k!}\exp(-\lambda_k - \lambda_0), & untuk\ y_k \neq 0 \end{cases} \tag{2}$$

Nilai ekspektasi dan variansi dari distribusi BZIP adalah sebagai berikut.

$$E(Y_k) = (1-\pi)(\lambda_k + \lambda_0) = \mu_k, \quad k = 1,2$$
$$Var(Y_k) = [1 + \pi(\lambda_k + \lambda_0)]\,\mu_k, \quad k = 1,2$$
$$E(Y_1Y_2) = (1-\pi)[(\lambda_1 + \lambda_0)(\lambda_2 + \lambda_0) + \lambda_0]$$
$$Cov(Y_1, Y_2) = (1-\pi)[\lambda_0 + \pi(\lambda_1 + \lambda_0)(\lambda_2 + \lambda_0)]$$

Oleh karena itu, regresi BZIP mendapatkan model dari bentuk berikut [4].

$$(Y_1, Y_2) \sim BZIP(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_0, \pi)$$
$$\ln({\lambda_{ik}}^{*}) = \ln(\lambda_{ik} + \lambda_0) = \boldsymbol{X_i\beta_k}, \quad k = 1,2 \tag{3}$$
$$\text{logit}(\pi_i) = \ln\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) = \boldsymbol{X_i\gamma} \tag{4}$$

dengan

λ_{ik} menunjukkan rata-rata dari variabel respon (y_{ik}).

π_i menunjukkan probabilitas pengamatan ke-i.

$\boldsymbol{X_i}$ menunjukkan vektor berukuran $1 \times (p+1)$ dari variabel prediktor yang digunakan untuk memodelkan λ_{ik}.

$\boldsymbol{\beta}_k$ dan $\boldsymbol{\gamma}$ menunjukkan vektor yang berukuran $(p+1)\times 1$ dari parameter regresi yang tidak diketahui.

2.2 Pemilihan Model Terbaik

Salah satu kriteria untuk menentukan model terbaik adalah *Akaike Information Criterion* (AIC). Dengan kriteria AIC, model terbaik dipilih dengan mempertimbangkan jumlah parameter dalam model. Kriteria AIC mampu menunjukkan seberapa tepat model tersebut dengan data yang dimiliki secara mutlak. Oleh karena itu, model terbaik adalah model dengan nilai AIC terkecil. Adapun kriteria AIC didefinisikan sebagai berikut.

$$AIC = 2p - 2\ln L(\widehat{\boldsymbol{\theta}}) \tag{10}$$

dengan $L(\widehat{\boldsymbol{\theta}})$ adalah nilai fungsi *likelihood* dan p adalah banyaknya parameter [7].

2.3 Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari buku Profil Dinas Kesehatan Kota Makassar tahun 2017 yang dipublikasikan oleh Dinas Kesehatan Makassar. Jumlah pengamatannya terdiri dari 46 puskesmas yang tersebar di 14 kecamatan di Kota Makassar. Variabel dalam penelitian ini terdiri dari variabel respon (Y) dan variabel prediktor (X). Variabel respon (Y) dalam penelitian ini, yaitu: jumlah kematian ibu (Y_1) dan jumlah kematian bayi (Y_2). Sedangkan variabel prediktornya, yaitu: persentase ibu hamil melaksanakan program K4 (X_1), persentase pelayanan kesehatan ibu nifas (X_2), persentase penanganan komplikasi kebidanan (X_3), persentase jumlah peserta KB aktif (X_4), dan persentase pelayanan kesehatan bayi (X_5).

Langkah-langkah yang dilakukan untuk menganalis data adalah sebagai berikut.

1. Menguji kecocokan distribusi *Poisson* dari masing-masing variabel respon Y_1 dan Y_2 dengan uji *Kolmogorov-Smirnov.*
2. Menguji *overdispersi* dari masing-masing variabel respon Y_1 dan Y_2 dengan uji *Pearson Chi Square.*
3. Menguji korelasi antar variabel respon Y_1 dan Y_2 dengan uji korelasi *Pearson*.
4. Melakukan estimasi parameter model regresi BZIP menggunakan metode MLE dengan algoritma EM.
5. Mendapatkan model regresi BZIP dari data kematian ibu dan bayi di Kota Makassar tahun 2017 yang mengalami *overdispersi* berdasarkan hasil estimasi parameter yang telah didapatkan.
6. Melakukan uji signifikansi parameter secara serentak dengan uji *rasio likelihood.*
7. Melakukan uji signifikansi parameter secara parsial untuk masing-masing parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan $\boldsymbol{\gamma}$ dengan uji *Wald.*
8. Menentukan model terbaik, yaitu antara model *Bivariate Poisson* dan model BZIP dengan menggunakan kriteria AIC.

9. Melakukan interpretasi model BZIP yang telah didapatkan.

3 Hasil dan Diskusi

3.1 Uji Asumsi Model Regresi Bivariate Zero-Inflated Poisson

Sebelum melakukan pemodelan regresi BZIP, perlu dilakukan uji asumsi model regresi BZIP, yaitu uji kecocokan distribusi *Poisson*, uji *overdispersi*, dan uji korelasi. Uji kecocokan distribusi untuk mengetahui data berdistribusi *Poisson* atau tidak, dapat digunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Hasil uji kecocokan distribusi *Poisson* berdasarkan output SPSS ditunjukkan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Uji Kecocokan Distribusi *Poisson*

Variabel Respon	Statistik Uji	$P - value$
Kematian Ibu (Y_1)	0,014	1,000
Kematian Bayi (Y_2)	0,046	1,000

Sumber: Data diolah, 2020

Tabel 4.1 menunjukkan $p - value$ untuk masing-masing variabel respon adalah sama sebesar $1{,}000 > 0{,}05 = \alpha$ yang berarti H_0 diterima. Artinya, variabel jumlah kematian ibu dan bayi mengikuti distribusi *Poisson*.

Uji *overdispersi* dilakukan dengan menggunakan uji *Pearson Chi Square*. Hasil uji *overdispersi* berdasarkan output SPSS ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Uji Overdispersi

Variabel Respon	Statistik Uji
Kematian Ibu (Y_1)	1,383
Kematian Bayi (Y_2)	1,303

Sumber: Data diolah, 2020

Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai statistik uji untuk masing-masing variabel adalah $\hat{\phi}_{Y_1} = 1{,}383 > 1$ dan $\hat{\phi}_{Y_2} = 1{,}303 > 1$ yang artinya variabel jumlah kematian ibu dan bayi masing-masing mengalami *overdispersi*.

Uji korelasi dapat digunakan uji Korelasi *Pearson*. Hasil uji korelasi berdasarkan output SPSS ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Uji Korelasi *Pearson*

	Kematian Ibu	Kematian Bayi	$P - value$
Kematian Ibu	1	$-0{,}292$	0,049
Kematian Bayi	$-0{,}292$	1	

Sumber: Data diolah, 2020

Tabel 3 menunjukkan bahwa $p - value$ sebesar $0{,}049 < 0{,}05 = \alpha$ yang berarti H_0 ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara variabel respon jumlah kematian ibu dan bayi. Berdasarkan pengujian asumsi model, didapatkan hasil bahwa kedua variabel berdistribusi Poisson, mengalami overdispersi, dan saling berkorelasi sehingga dapat dilakukan analisis regresi BZIP.

3.2 Pemodelan Regresi Bivariate Zero-Inflated Poisson pada Data Kematian Ibu dan Kematian Bayi di Kota Makassar Tahun 2017

Pemodelan data jumlah kematian ibu dan bayi di Kota Makassar dilakukan menggunakan model regresi BZIP dengan nilai kovariansi antar variabel responnya adalah suatu konstanta. Parameter model regresi BZIP diestimasi menggunakan metode MLE dengan algoritma EM. Dengan bantuan *software* MATLAB, diperoleh estimasi parameter untuk membentuk model regresi BZIP seperti berikut.

$$\hat{\lambda}_0 = -0{,}404$$
$$\ln\left(\hat{\lambda}_{i,1}{}^{*}\right) = 2{,}067 + 0{,}202x_{i1} - 0{,}240x_{i2} + 0{,}144x_{i3} - 0{,}140x_{i4} - 0{,}048x_{i5}$$
$$\ln\left(\hat{\lambda}_{i,2}{}^{*}\right) = 2{,}863 - 0{,}055x_{i1} + 0{,}059x_{i2} - 0{,}098x_{i3} + 0{,}044x_{i4} + 0{,}035x_{5i}$$
$$\text{logit}(\hat{\pi}_i) = -21{,}818 + 0{,}183x_{i1} + 0{,}020x_{i2} - 0{,}081x_{i3} - 0{,}063x_{i4} + 0{,}141x_{i5}$$

dengan $\hat{\lambda}_{i,k}{}^{*} = \hat{\lambda}_{i,k} + \hat{\lambda}_0$, $k = 1{,}2$.

Hasil uji serentak untuk model regresi BZIP di atas dengan λ_0 adalah suatu konstanta didapatkan nilai statistik uji sebesar 1823,432. Dengan tingkat signifikan $\alpha = 0{,}1$ diperoleh $\chi^2_{(0{,}1;15)} = 22{,}307 < 1823{,}432$ maka H_0 ditolak yang artinya paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon jumlah kematian ibu dan bayi. Oleh karena itu, diperlukan pengujian parsial untuk mengetahui variabel apa yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Hasil uji parsial parameter $\boldsymbol{\beta}$ menunjukkan bahwa dengan tingkat signifikan sebesar $\alpha = 0{,}1$ dan nilai $\chi^2_{(0{,}1;1)} = 2{,}706$ maka pada model persamaan kematian ibu terdapat dua variabel yang signifikan dan kematian bayi terdapat satu variabel yang signifikan. Variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu adalah persentase pelayanan kesehatan ibu nifas (X_2) dan persentase jumlah peserta KB aktif (X_4). Variabel yang signifikan terhadap jumlah kematian bayi adalah persentase penanganan komplikasi kebidanan (X_3). Sedangkan hasil uji parsial parameter $\boldsymbol{\gamma}$ menunjukkan bahwa dengan tingkat signifikan sebesar $\alpha = 0{,}1$ dan nilai $\chi^2_{(0{,}1;1)} = 2{,}706$ maka variabel yang signifikan terhadap jumlah kematian ibu dan bayi adalah persentase ibu hamil yang melaksanakan program K4 (X_1).

Dengan tidak mengikutsertakan variabel prediktor yang tidak signifikan ke dalam model, maka didapatkan model sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_0 = -0{,}404$$
$$\ln\left(\hat{\lambda}_{1,i}{}^{*}\right) = 2{,}067 - 0{,}240x_{2i} - 0{,}140x_{4i}$$
$$\ln\left(\hat{\lambda}_{2,i}{}^{*}\right) = 2{,}863 - 0{,}098x_{3i}$$
$$\text{logit}(\hat{\pi}_i) = -21{,}818 + 0{,}183x_{1i}$$

dengan $\hat{\lambda}_{j,i}^{\;*} = \hat{\lambda}_{j,i} + \hat{\lambda}_0$, $j = 1{,}2$.

Pada kasus jumlah kematian ibu, setiap penambahan 1% jumlah pelayanan kesehatan ibu nifas (X_2), maka rata-rata jumlah kasus kematian ibu akan menurun sebesar $\exp(-0{,}240) = 0{,}787$ dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Setiap penambahan 1% jumlah peserta KB aktif (X_4) maka rata-rata jumlah kasus kematian ibu akan menurun sebesar $\exp(-0{,}140) = 0{,}869$ dari rata-rata jumlah kematian ibu semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

Pada kasus jumlah kematian bayi, setiap penambahan 1% jumlah penanganan komplikasi kebidanan (X_3) maka rata-rata jumlah kasus kematian bayi akan menurun sebesar $\exp(-0{,}098) = 0{,}907$ dari rata-rata jumlah kematian bayi semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Pada model logit dari kematian ibu dan bayi, setiap penambahan 1% jumlah ibu hamil yang melaksanakan program K4 (X_1) maka rata-rata jumlah kematian ibu dan bayi secara bersama-sama akan menurun sebesar $\frac{\exp(0{,}183)}{1+\exp(0{,}183)} = 0{,}546$ apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model.

3.3 Pemilihan Model Terbaik

Untuk memilih model terbaik, nilai AIC untuk model regresi BZIP dibandingkan dengan nilai AIC untuk model regresi *Bivariate Poisson*. Sebelum itu, pemodelan regresi juga dilakukan untuk model *Bivariate Poisson* pada data kematian ibu dan bayi dengan menggunakan metode MLE sehingga diperoleh nilai AIC seperti pada Tabel 1. Nilai AIC untuk model regresi *Bivariate Poisson* dan BZIP dengan bantuan *software* MATLAB diperoleh Tabel 1 berikut.

Tabel 4. Nilai AIC model regresi *Bivariate Poisson* dan BZIP

Model Regresi	**AIC**
Bivariate Poisson	198,120
Bivariate Zero-Inflated Poisson	170,976

Sumber: Data diolah, 2020

Tabel 4 menunjukkan bahwa model regresi BZIP mempunyai nilai $AIC = 170{,}976$ yang lebih kecil daripada model regresi *Bivariate Poisson* dengan nilai $AIC = 198{,}120$. sehingga model regresi BZIP lebih baik daripada model regresi *Bivariate Poisson*. Artinya, model regresi BZIP lebih baik dalam mengatasi overdispersi pada data jumlah kematian ibu dan bayi secara bersama-sama dibandingkan dengan model regresi *Bivariate Poisson*.

4. Kesimpulan

Model regresi *Bivariate Zero-Inflated Poisson* pada data jumlah kematian ibu dan bayi di Kota Makassar tahun 2017 adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_0 = -0{,}404$$
$$\ln\left(\hat{\lambda}_{i1}^{\ *}\right) = 2{,}067 + 0{,}202x_{i1} - 0{,}240x_{i2} + 0{,}144x_{i3} - 0{,}140x_{i4} - 0{,}048x_{i5}$$
$$\ln\left(\hat{\lambda}_{i2}^{\ *}\right) = 2{,}863 - 0{,}055x_{i1} + 0{,}059x_{i2} - 0{,}098x_{i3} + 0{,}044x_{i4} + 0{,}035x_{i5}$$
$$\text{logit}(\hat{\pi}_i) = -21{,}818 + 0{,}183x_{i1} + 0{,}020x_{i2} - 0{,}081x_{i3} - 0{,}063x_{i4} + 0{,}141x_{i5}$$

dengan $\hat{\lambda}_{ik}^{\ *} = \hat{\lambda}_{ik} + \hat{\lambda}_0$, $k = 1{,}2$.

Penelitian ini menggunakan model regresi *Bivariate Zero-Inflated Poisson* dengan λ_0 adalah suatu konstanta. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat menggunakan model regresi *Bivariate Zero-Inflated Poisson* dengan λ_0 adalah fungsi dari variabel bebas (kovariat) atau λ_0 adalah nol.

Daftar Pustaka

[1] Dinkes. *Profil Kesehatan Kota Makassar Tahun 2017*. Makassar: Dinas Kesehatan Kota Makassar. 2018.

[2] Arkandi, I., & Winahju, W. S. Analisis Faktor Risiko Kematian Ibu dan Kematian Bayi dengan Pendekatan Regresi Poisson Bivariat di Provinsi Jawa Timur Tahun 2013. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 2337-3520, 2015.

[3] Karlis, D., & Ntzoufras, I. Bivariate Poisson and Diagonal Inflated Bivariate Poisson Regression Models in R. *Journal of Statistical Software*, 2005.

[4] Wang, K., Lee, A. H., Yau, K. K., & Carrivick, P. J. A Bivariate Zero-Inflated Poisson Regression Model to Analyze Occupational Injuries. *Journal of Accident Analysis & Prevention*, 625-629, 2003.

[5] Purba, S. A. *Maksimum Likelihood Berdasarkan Algoritma Newton Raphson, Fisher Scoring dan Expectation Maximization*. Skripsi. Universitas Sumatera Utara. 2018.

[6] Kusuma, W., Komalasari, D., & Hadijati, M. Model Regresi Zero Inflated Poisson pada Data Overdispersion. *Jurnal Matematika*, 3(2): 71-85, 2013.

[7] Ilmi, F. M. *Pemodelan Kasus Malaria dan Filariasis di Jawa Timur Menggunakan Regresi Poisson Bivariat*. Skripsi. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. 2015.