
Pemodelan Regresi Binomial Negatif Bivariat pada Data Jumlah Kematian Ibu dan Bayi di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020

Nurhidaya L.¹, Erna Tri Herdiani^{2*}, Georgina Maria Tinungki³
¹²³Departemen Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Hasanuddin, Makassar, 90245, Indonesia
* Corresponding author, email: herdiani.erna@unhas.ac.id

Abstract

In general, negative binomial regression is used for univariate discrete data that is overdispersive and follows the Poisson distribution. In the real world, a case is often influenced by two discrete variables that are correlated with each other. Therefore, in this paper we will examine the regression that is influenced by two independent variables, has overdispersion properties and follows a bivariate Poisson distribution. This regression is called bivariate negative binomial regression with model parameters estimated using the Maximum Likelihood Estimation (MLE) method and Newton Raphson iterations. The formation of this model is based on the Famoye method, while in general it uses the Cheon method. Furthermore, the results of this study were applied to data on the number of maternal and infant deaths in South Sulawesi Province in 2020. The results obtained were the number of puskesmas that had a significant effect on the number of maternal deaths and the proportion of handling obstetric complications, the proportion of pregnant women implementing the K4 program, the proportion of deliveries in facilities health services, the proportion of postpartum mothers implementing the KF2 program and the number of puskesmas have a significant effect on the number of infant deaths.

Keywords: Bivariate Negative Binomial Distribution, MLE, Newton Rapshon, Overdispersion, Bivariate Negative Binomial Regression.

Abstrak

Pada umumnya regresi binomial negatif digunakan untuk data diskrit univariate yang overdispersi dan mengikuti distribusi Poisson. Dalam dunia nyata, seringkali suatu kasus dipengaruhi oleh dua variabel diskrit yang saling berkorelasi. Oleh karena itu, dalam paper ini akan diteliti regresi yang dipengaruhi oleh dua variabel yang saling bebas, memiliki sifat overdispersi dan mengikuti distribusi poisson bivariate. Regresi ini disebut dengan regresi binomial negatif bivariat dengan parameter model diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan iterasi Newton Raphson. Pembentukan model ini berdasarkan metode Famoye, sedangkan pada umumnya menggunakan metode Cheon. Selanjutnya hasil penelitian ini diterapkan pada data jumlah kematian ibu dan bayi di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2020. Hasil yang diperoleh adalah jumlah puskesmas yang berpengaruh nyata terhadap jumlah kematian ibu dan persentase penanganan komplikasi kebidanan, persentase ibu hamil yang melaksanakan program K4, persentase persalinan di fasilitas pelayanan kesehatan, persentase ibu nifas yang melaksanakan program KF2 dan jumlah puskesmas berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi.

Kata Kunci: Distribusi Binomial Negatif Bivariat, MLE, Newton Rapshon, Overdispersi, Regresi Binomial Negatif Bivariat.

1. Pendahuluan

Analisis regresi adalah salah satu metode statistika yang dapat menjelaskan hubungan sebab akibat antara satu variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor. Sundari (2012) mengatakan bahwa analisis regresi linear umumnya digunakan untuk menganalisis variabel respon yang berupa data kontinu dan berdistribusi normal. Namun dalam beberapa aplikasinya, variabel respon yang akan dianalisis dapat berupa data diskrit atau disebut juga data cacahan [1].

Data cacahan adalah data yang diperoleh dengan membilang, mencacah atau menghitung suatu objek. Data cacahan dapat dimodelkan dengan regresi Poisson, dengan asumsi yang harus dipenuhi adalah rata-rata dan variansinya sama besar atau disebut equidispersi [2]. Akan tetapi, dalam beberapa aplikasinya terkadang terjadi overdispersi yaitu kondisi dengan variansi variabel respon lebih besar daripada rata-ratanya. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk memodelkan data cacahan dengan kondisi overdispersi adalah regresi binomial negatif.

Peristiwa count berpasangan yang menunjukkan korelasi harus diestimasi secara bersama, dan model regresi count bivariat dirancang untuk menangani kasus tersebut [3]. Holgate (1964) mengatakan bahwa model regresi Poisson bivariat banyak digunakan untuk data bivariat berkorelasi. Sama seperti pada model Poisson univariat, pada model Poisson bivariat juga terjadi overdispersi [4]. Saat terjadi overdispersi pada model Poisson bivariat digunakan model binomial negatif bivariat sebagai alternatif solusi [5]. Data jumlah kematian ibu dan bayi di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2020 merupakan kasus bivariat yang saling berkorelasi, dan terjadi overdispersi, serta mengikuti distribusi bivariat Poisson. Sehingga metode ini dapat digunakan untuk kasus tersebut adalah regresi binomial negatif bivariat.

Penelitian yang telah dilakukan terkait dengan regresi binomial negatif bivariat adalah penelitian oleh Famoye (2010) berjudul “*On the Bivariate Negative Binomial Regression Model*”. Pada penelitian tersebut distribusi binomial negatif bivariat didefinisikan sebagai perkalian dari marginal distribusi binomial negatif dengan parameter faktor perkalian. Adapun penaksiran parameter model regresi binomial negatif bivariat dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) melalui iterasi Newton Raphson.

Penelitian lainnya yaitu penelitian oleh Kurniawan (2015) dengan judul “Penaksiran dan Pengujian Hipotesis Parameter Model Regresi Binomial Negatif Bivariat” yang diaplikasikan pada data jumlah kematian bayi dan jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 dengan asumsi datanya mengikuti distribusi Poisson. Penaksiran parameter dilakukan dengan metode MLE melalui iterasi Newton Raphson. Adapun hasil yang didapatkan adalah pada model regresi binomial negatif bivariat untuk kematian bayi terdapat tiga variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon yaitu ibu hamil mendapatkan tablet Fe3, tenaga kesehatan, dan ibu hamil melaksanakan program K4. Pada model kematian ibu, variabel ibu hamil mendapatkan tablet Fe3, tenaga

kesehatan, dan rumah tangga dengan Perilaku Hidup Bersih dan Sehat (PHBS) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon.

Penelitian lain yang telah dilakukan terkait dengan regresi binomial negatif bivariat adalah penelitian oleh Kurniawan (2019) dengan judul “Regresi Binomial Negatif Bivariat untuk Mengatasi Overdispersi Regresi Poisson Bivariat” yang diaplikasikan pada data kematian ibu dan bayi di Provinsi Jawa Tengah tahun 2017. Penaksiran parameter dilakukan dengan metode MLE melalui iterasi Newton Raphson. Adapun hasil yang didapatkan, variabel yang signifikan pada model kematian bayi adalah persentase ibu hamil melaksanakan program K4, persentase bayi yang diberi Air Susu Ibu (ASI) eksklusif dan persentase rumah tangga dengan PHBS. Sedangkan pada model kematian ibu, variabel persentase ibu bersalin mendapat pelayanan kesehatan nifas dan persentase bayi yang diberi ASI eksklusif signifikan terhadap variabel respon.

Penelitian lainnya yaitu penelitian Amin Tohari, Nur Chamidah, dan Fatmawati (2019) dengan judul “*Modeling of HIV and AIDS in Indonesia Using Bivariate Negative Binomial Regression*”. Dengan asumsi datanya mengikuti distribusi Poisson. Penaksiran parameter dilakukan dengan metode MLE melalui iterasi Newton Raphson. Peneliti lain yang juga membahas tentang regresi binomial negatif bivariat adalah Sulantari dan Wigid Hariadi (2019) dengan penelitiannya berjudul “Estimasi Model Regresi Binomial Negatif Bivariat (RBNB) pada Penderita Kusta di Jawa Timur”. Penaksiran parameter dilakukan dengan metode MLE melalui iterasi Newton Raphson.

Pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan regresi binomial negatif bivariat dengan metode MLE melalui iterasi Newton Raphson pada data jumlah kematian ibu dan bayi di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2020. Perbedaan antara penelitian ini dengan penelitian oleh Kurniawan (2015), Kurniawan (2019), Amin Tohari, Nur Chamidah, dan Fatmawati (2019), dan penelitian oleh Sulantari dan Wigid Hariadi (2019) terletak pada data dan distribusi binomial negatif bivariat yang digunakan. Pada penelitian oleh Kurniawan (2015), Kurniawan (2019), Amin Tohari, Nur Chamidah, dan Fatmawati (2019), dan penelitian oleh Sulantari dan Wigid Hariadi (2019) menggunakan distribusi binomial negatif bivariat sebagai campuran distribusi Poisson gamma [6] sedangkan pada penelitian ini digunakan distribusi binomial negatif bivariat sebagai perkalian dari marginal distribusi binomial negatif dengan parameter faktor perkalian [7]. Sehingga melalui model regresi binomial negatif bivariat yang didapatkan akan diketahui faktor-faktor apa saja yang berpengaruh signifikan mempengaruhi jumlah kematian ibu dan bayi di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2020.

2. Material dan Metode

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yaitu data yang bersumber dari Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan dalam publikasi Profil Kesehatan Tahun 2021. Variabel penelitian terdiri dari variabel respon dan variabel prediktor. Variabel respon dalam penelitian ini yaitu jumlah kematian ibu (Y_1) dan jumlah

kematian bayi (Y_2). Variabel prediktor pada penelitian ini yaitu persentase penanganan komplikasi kebidanan (X_1), persentase ibu hamil melaksanakan program K4 (X_2), persentase posyandu aktif (X_3), persentase persalinan di fasilitas layanan kesehatan (X_4), persentase ibu nifas melaksanakan program KF2 (X_5), dan jumlah puskesmas (X_6).

Sebelum melakukan pemodelan regresi binomial negatif bivariat terlebih dahulu dilakukan pengujian asumsi yaitu asumsi overdispersi, distribusi poisson bivariat, uji korelasi, dan uji multikolinieritas. Adapun asumsi overdispersi dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan (2.8) pada jurnal Kusuma dkk (2013) dengan judul “Model Regresi *Zero Inflated Poisson* pada Data Overdispersion”. Asumsi distribusi poisson bivariat dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan (2.18) pada tesis Oktarin (2018) dengan judul “Model Regresi *Conditional Bivariate Poisson* pada Data Berat Badan Bayi Rendah dan Kematian Bayi (Studi Kasus: Di Kota Surabaya Tahun 2015)”. Adapun asumsi korelasi dan multikolinieritas dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan (12) dan Persamaan (11) pada jurnal Mardalena dkk (2021) dengan judul “*Bivariate Poisson Inverse Gaussian Regression Model with Exposure Variable: Infant and Maternal Death Case Study*”.

2.1 Distribusi Poisson

Kurniawati pada tahun 2014 mengatakan bahwa distribusi untuk peristiwa yang probabilitas kejadiannya sangat kecil dan bergantung pada interval waktu tertentu dengan hasil pengamatan berupa variabel diskrit merupakan pengertian distribusi Poisson [8].

Fungsi peluang dari distribusi Poisson dituliskan pada Persamaan (1) sebagai berikut [9]:

$$P(Y = y) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}; y = 0, 1, 2, \dots; \mu > 0 \quad (1)$$

dengan,

μ : rata-rata jumlah kejadian yang terjadi dalam selang waktu atau daerah tertentu

y : jumlah kejadian

2.2 Regresi Poisson

Model regresi Poisson dapat ditulis dalam bentuk Persamaan (2) berikut [10]:

$$\mu_i = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}), i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

dengan,

\mathbf{x}_i : vektor berukuran $(k + 1) \times 1$ dari variabel prediktor

$\boldsymbol{\beta}$: vektor berukuran $(k + 1) \times 1$ dari parameter regresi yang tidak diketahui

2.3 Distribusi Binomial Negatif

Pada penelitian ini digunakan distribusi binomial negatif sebagai distribusi campuran Poisson-gamma. Distribusi gamma dapat mengakomodasi overdispersi pada regresi Poisson karena tidak mengasumsikan kondisi equidispersi pada penerapannya [11]. Fungsi peluang distribusi binomial negatif sebagai distribusi campuran Poisson gamma dinyatakan dalam Persamaan (3) sebagai berikut [12]:

$$P(Y) = \frac{\Gamma(y_i + m^{-1})}{\Gamma(y_i + 1)\Gamma(m^{-1})} \left(1 - \frac{1}{1 + m\mu_i}\right)^{y_i} \left(\frac{1}{1 + m\mu_i}\right)^{m^{-1}} \quad (3)$$

dengan,

m : parameter dispersi

μ : rata-rata

2.4 Regresi Binomial Negatif

Regresi binomial negatif digunakan untuk memodelkan data dengan variabel respon berupa data *count*. Regresi binomial negatif digunakan sebagai alternatif dari model regresi Poisson yang mengalami overdispersi. Model regresi binomial negatif dapat ditulis seperti dalam bentuk Persamaan (2) [13].

2.5 Distribusi Binomial Negatif Bivariat

Misalkan Y_{i1} dan Y_{i2} adalah variabel acak yang berdistribusi binomial negatif dan saling dependen dengan mean μ_{i1} dan μ_{i2} , dan parameter dispersi m_1 dan m_2 maka fungsi peluang distribusi binomial negatif bivariat dinyatakan dalam Persamaan (4) berikut [7]:

$$P(y_{i1}, y_{i2}) = \prod_{t=1}^2 \binom{m_t^{-1} + y_{it} - 1}{y_{it}} \left(\frac{\mu_{it}}{m_t^{-1} + \mu_{it}}\right)^{y_{it}} \left(\frac{m_t^{-1}}{m_t^{-1} + \mu_{it}}\right)^{m_t^{-1}} [1 + \lambda(e^{-y_{i1}} - c_1)(e^{-y_{i2}} - c_2)] \quad (4)$$

dengan,

$$c_t = E(e^{-Y_{it}}) = \left[\frac{1 - \theta_t}{1 - \theta_t e^{-1}}\right]^{m_t^{-1}}$$

$$\theta_t = \frac{\mu_{it}}{m_t^{-1} + \mu_{it}}$$

λ : parameter faktor perkalian

2.6 Regresi Binomial Negatif Bivariat

Famoye (2010) mengatakan bahwa Persamaan (5) berikut merupakan model regresi binomial negatif bivariat [14].

$$\mu_{it} = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_t); t = 1,2 \quad (5)$$

dengan,

$\mathbf{x}_i = [1 \quad x_{i1} \quad x_{i2} \quad \dots \quad x_{ik}]^T$: vektor variabel prediktor berukuran $(k + 1) \times 1$

$\boldsymbol{\beta}_t = [\beta_{t0} \quad \beta_{t1} \quad \beta_{t2} \quad \dots \quad \beta_{tk}]^T$: vektor parameter berukuran $(k + 1) \times 1$

$i = 1, 2, \dots, n$ adalah observasi

2.7 Pengujian Parameter Regresi Binomial Negatif Bivariat

2.7.1 Pengujian Parameter Secara Serentak

Metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan nilai statistik uji dalam pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian signifikansi parameter secara serentak adalah sebagai berikut:

$H_0: \beta_{t1} = \beta_{t2} = \dots = \beta_{tj} = 0 ; t = 1, 2 ; j = 1, 2, 3, \dots, k$ (variabel prediktor secara bersama-sama tidak berpengaruh terhadap variabel respon)

H_1 : paling sedikit ada satu $\beta_{tj} \neq 0 ; t = 1, 2 ; j = 1, 2, 3, \dots, k$ (paling sedikit ada satu variabel prediktor berpengaruh terhadap variabel respon)

Statistik uji dalam pengujian parameter secara serentak yang dinyatakan dalam Persamaan (6) berikut:

$$D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) \tag{6}$$

$$= 2(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln(\hat{\omega}))$$

dengan,

$D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$: *deviance* model regresi binomial negatif bivariat

$L(\hat{\Omega})$: nilai *maximum likelihood* dengan melibatkan variabel prediktor

$L(\hat{\omega})$: nilai *maximum likelihood* tanpa melibatkan variabel prediktor

Jika $D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) > \chi^2_{(\alpha;v)}$ maka tolak H_0 artinya variabel prediktor secara bersama-sama berpengaruh terhadap variabel respon [14].

2.7.2 Pengujian Parameter Secara Parsial

Myers dkk (2010) mengatakan bahwa pengujian parameter secara parsial dilakukan dengan menggunakan uji *Wald*. Hipotesis yang digunakan dalam uji *Wald* adalah sebagai berikut:

$H_0: \beta_{tj} = 0; t = 1,2; j = 1,2, \dots, k$ (variabel prediktor tidak berpengaruh terhadap variabel respon)

$H_1: \beta_{tj} \neq 0; t = 1,2; j = 1,2, \dots, k$ (variabel prediktor berpengaruh terhadap variabel respon)

Statistik uji yang digunakan dinyatakan dalam Persamaan (7) berikut:

$$W = \left[\frac{\hat{\beta}_{tk}}{se(\hat{\beta}_{tk})} \right]^2 \tag{7}$$

dengan,

$\hat{\beta}_{tk}$: estimasi parameter β_{tk}

$se(\hat{\beta}_{tk})$: standar error $\hat{\beta}_{tk}$

Jika hitung $W > \chi^2_{(\alpha,1)}$ maka tolak H_0 artinya variabel prediktor berpengaruh terhadap variabel respon [11].

2.8 Kriteria Keباikan Model

Akaike Information Criterion (AIC) merupakan salah satu kriteria kebaikan model. Model dengan nilai AIC yang kecil adalah model yang baik. Rumus AIC didefinisikan dalam Persamaan (8) berikut [7]:

$$AIC = -2 \ln L + 2p \tag{8}$$

dengan,

L : fungsi *likelihood*

p : banyaknya parameter

2.9 Kematian Ibu dan Bayi

Kematian ibu adalah kematian perempuan pada saat hamil atau kematian dalam kurun waktu 42 hari sejak terminasi kehamilan tanpa memandang lamanya kehamilan atau tempat persalinan, yakni kematian yang disebabkan karena kehamilannya atau pengelolaannya, tetapi bukan karena sebab-sebab lain seperti kecelakaan, terjatuh, dan lain-lain, atau banyaknya wanita yang meninggal dari suatu penyebab kematian terkait dengan gangguan kehamilan. Kematian bayi adalah kematian yang terjadi antara saat setelah bayi lahir sampai bayi belum berusia tepat satu tahun [15].

3. Hasil dan Diskusi

3.1 Uji Asumsi Model Regresi Binomial Negatif Bivariat

3.1.1 Uji Distribusi Poisson Bivariat

Pengujian distribusi poisson bivariat dilakukan untuk mengetahui apakah variabel respon Y_1 (jumlah kematian ibu) dan Y_2 (jumlah kematian bayi) mengikuti distribusi bivariat poisson. Pengujian distribusi bivariat poisson dilakukan dengan pendekatan *Index of Dispersion Test* (I_B) sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 I_B &= \frac{n(\bar{Y}_2 S_{Y_1}^2 - 2m_{11}^2 + \bar{Y}_1 S_{Y_2}^2)}{(\bar{Y}_1 \bar{Y}_2 - m_{11}^2)} \\
 &= \frac{24((31,4167)(9,4983) - 2(509,2231) + (5,5417)(312,6597))}{((5,5417)(31,4167) - (509,2231))} \\
 &= -72,5189
 \end{aligned}$$

Nilai $I_B = -72,5189 < \chi_{(0,05;45)}^2 = 61,6562$ sehingga H_0 diterima, artinya variabel respon Y_1 (jumlah kematian ibu) dan Y_2 (jumlah kematian bayi) mengikuti distribusi bivariat poisson.

3.1.2 Uji Korelasi

Uji korelasi antara variabel respon Y_1 (jumlah kematian ibu) dan Y_2 (jumlah kematian bayi) digunakan untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan antara kedua variabel respon tersebut. Hasil perhitungan korelasi Pearson antara variabel Y_1 (jumlah kematian ibu) dan Y_2 (jumlah kematian bayi) berdasarkan *output* SPSS ditunjukkan pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Uji Korelasi Pearson

	Y_1	Y_2	P-value
Y_1	1	0,414	0,044
Y_2	0,414	1	

Tabel 1 menunjukkan nilai $p - value = 0,044 < \alpha = 0,05$ sehingga H_0 ditolak, artinya terdapat korelasi antara variabel respon Y_1 (jumlah kematian ibu) dan Y_2 (jumlah kematian bayi).

3.1.3 Uji Overdispersi

Overdispersi dapat dideteksi dengan melakukan uji *deviance*. Hasil pengujian uji overdispersi menggunakan *software* SPSS disajikan dalam Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Uji Overdispersi

Variabel Respon	Statistik Uji
Y_1 (jumlah kematian ibu)	1,183
Y_2 (jumlah kematian bayi)	5,744

Tabel 2 menunjukkan variabel Y_1 (jumlah kematian ibu) mempunyai nilai $\Phi = 1,183 > 1$ sehingga H_0 ditolak, artinya terjadi overdispersi pada data jumlah kematian ibu. Begitu pula dengan variabel Y_2 (jumlah kematian bayi) mempunyai nilai $\Phi = 5,744 > 1$ sehingga H_0 ditolak, artinya terjadi overdispersi pada data jumlah kematian bayi.

3.1.4 Uji Multikolinieritas

Uji multikolinieritas bertujuan untuk mengetahui ada atau tidaknya korelasi antar variabel prediktor. Hasil pengujian multikolinieritas dengan menggunakan *software* SPSS disajikan dalam Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Uji Multikolinieritas

Variabel Prediktor	VIF
X_1	1,328
X_2	5,503
X_3	1,061
X_4	5,289
X_5	1,200
X_6	1,265

Tabel 3 menunjukkan nilai VIF masing-masing variabel prediktor lebih kecil dari 10, sehingga H_0 diterima artinya tidak terjadi multikolinieritas.

3.2 Pemodelan Jumlah Kematian Ibu dan Bayi di Provinsi Sulawesi Selatan 2020

Regresi binomial negatif bivariat adalah suatu metode untuk menangani masalah overdispersi. Model regresi binomial negatif bivariat berdasarkan hasil penaksiran parameter dengan *software* R adalah sebagai berikut:

$$\hat{\mu}_{i1} = \exp(1,4365 - 0,0008x_{i1} - 0,0161x_{i2} - 0,0045x_{i3} + 0,0099x_{i4} + 0,0032x_{i5} + 0,0413x_{i6})$$

$$\hat{\mu}_{i2} = \exp(2,3128 - 0,0113x_{i1} - 0,0531x_{i2} - 0,0002x_{i3} + 0,0539x_{i4} + 0,0090x_{i5} + 0,0447x_{i6})$$

Hasil pengujian parameter secara serentak diperoleh nilai $D(\hat{\beta}) = 33,7588 > \chi^2_{(0,05;12)} = 21,0261$ maka tolak H_0 artinya paling sedikit ada satu variabel prediktor berpengaruh terhadap variabel respon. Hasil pengujian parameter secara parsial diperoleh satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu yaitu variabel X_6 (jumlah puskesmas) dan diperoleh lima variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi yaitu X_1 (persentase penanganan komplikasi kebidanan), X_2 (persentase ibu hamil melaksanakan program K4), X_4 (persentase persalinan di fasilitas layanan kesehatan), X_5 (persentase ibu nifas melaksanakan program KF2) dan X_6 (jumlah puskesmas).

Pada kasus jumlah kematian ibu, setiap kenaikan 1 jumlah puskesmas (X_6), maka akan menyebabkan rata-rata jumlah kematian ibu menjadi $\exp(0,0413) = 1,0422$ kali dari rata-rata jumlah kematian ibu semula dengan asumsi variabel lain tetap. Pada kasus jumlah kematian bayi, setiap kenaikan 1% persentase penanganan komplikasi kebidanan (X_1), maka akan menyebabkan rata-rata jumlah kematian bayi menjadi $\exp(-0,0113) = 0,9888$ kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula dengan asumsi variabel lain tetap. Setiap kenaikan 1% persentase ibu hamil melaksanakan program K4 (X_2), maka akan menyebabkan rata-rata jumlah kematian bayi menjadi $\exp(-0,0531) = 0,9483$ kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula dengan asumsi variabel lain tetap. Setiap kenaikan 1% persentase persalinan di fasilitas layanan kesehatan (X_4), maka akan menyebabkan rata-rata jumlah kematian bayi menjadi $\exp(0,0539) = 1,0554$ kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula dengan asumsi variabel lain tetap. Setiap kenaikan 1% persentase ibu nifas melaksanakan program KF2 (X_5), maka akan menyebabkan rata-rata jumlah kematian bayi menjadi $\exp(0,0090) = 1,0090$ kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula dengan asumsi variabel lain tetap. Setiap kenaikan 1 jumlah puskesmas (X_6), maka akan menyebabkan rata-rata jumlah kematian bayi menjadi $\exp(0,0447) = 1,0457$ kali dari rata-rata jumlah kematian bayi semula dengan asumsi variabel lain tetap. Nilai AIC yang diperoleh pada model sebesar 320,1821, nilai ini cenderung kecil sehingga model yang dihasilkan adalah model yang baik.

4. Kesimpulan

Model regresi binomial negatif bivariat pada data jumlah kematian ibu dan bayi di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2020 adalah sebagai berikut:

$$\hat{\mu}_{i1} = \exp(0,0413x_6)$$

$$\hat{\mu}_{i2} = \exp(2,3128 - 0,0113x_1 - 0,0531x_2 + 0,0539x_4 + 0,0090x_5 + 0,0447x_6)$$

Hasil yang diperoleh yaitu satu variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu yaitu variabel X_6 (jumlah puskesmas) dan diperoleh lima variabel

yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi yaitu X_1 (persentase penanganan komplikasi kebidanan), X_2 (persentase ibu hamil melaksanakan program K4), X_4 (persentase persalinan di fasilitas layanan kesehatan), X_5 (persentase ibu nifas melaksanakan program KF2) dan X_6 (jumlah puskesmas).

Daftar Pustaka

- [1] Sekarmini, N. M., Sukarsa I. K. G., & Srinadi, I. G. A. M. Penerapan *Regresi Zero Inflated Negative Binomial* (ZINB) untuk Pendugaan Kematian Anak Balita. *E-Jurnal Matematika*, 2(4), 2013.
- [2] Harris, T., Yang, Z., & Hardin, J. W. Modeling underdispersed count data with generalized Poisson regression. *The Stata Journal*, 12(4), 2012.
- [3] Chou, N. T., & Steenhard, D. *Bivariate Count Data Regression Models. Statistics and Data Analysis, Paper*, 2011.
- [4] Cameron, A. C., & Johansson, P. *Bivariate count data regression using series expansions: with applications* (No. 98-15). Working Paper, 1998.
- [5] Fitriyanti, W., & Kurniawan, U. Regresi Negatif Binomial Bivariat untuk Mengatasi Overdispersi Regresi Poisson Bivariat. *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, 7(1), 2019.
- [6] Cheon, S., Song, S. H., & Jung, B. C. *Tests for Independence in a Bivariate Negative Binomial Model. Journal of the Korean Statistical Society*, 38(2), 2009.
- [7] Famoye, F. *On The Bivariate Negative Binomial Regression Model. Journal of Applied Statistics*, 37(6), 2010.
- [8] Rahmadeni, R., & Jannah, F. F. Pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) pada Kasus Kematian Neonatal di Provinsi Riau. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, 5(2), 2019.
- [9] Hogg, R. V., & Craig, A. T. (1995). *Introduction to Mathematical Statistics. (Sixth Edition). Englewood Hills, New Jersey*.
- [10] Rahayu, A. Model-Model Regresi untuk Mengatasi Masalah Overdispersi pada Regresi Poisson. *Journal Pegguruang: Conference Series*, 2(1), 2020.
- [11] Keswari, N. M. R., Sumarjaya, I. W., & Suciptawati, N. L. P. Perbandingan Regresi Binomial Negatif dan Regresi Generalisasi Poisson dalam Mengatasi Overdispersi. *E-Jurnal Matematika*, 3(3), 2014.
- [12] Hilbe, J. M. (2011). *Negative Binomial Regression. Cambridge University Press*.
- [13] Sauddin, A., Auliah, N. I., & Alwi, W. Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Regresi Binomial Negatif. *Jurnal MSA (Matematika dan Statistika serta Aplikasinya)*, 8(2), 2020.
- [14] Hariadi, W., & Sulantari, S. Estimasi Model Regresi Binomial Negatif Bivariat (BNBR) pada Penderita Kusta di Jawa Timur. *Unisda Journal of Mathematics and Computer Science (UJMC)*, 5(2), 2019.
- [15] Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan. 2020. Profil Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020.