

ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI *STUNTING* PADA BALITA DI KOTA GORONTALO MENGGUNAKAN REGRESI BINOMIAL NEGATIF

Fahrezal Zubedi¹, Muftih Alwi Aliu², Yolanda Rahim³, Franky Alfrits Oroh⁴

^{1,2,3}Program Studi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Gorontalo

⁴Program Studi Pendidikan Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Gorontalo

e-mail: fahrezal@ung.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan kasus *stunting* pada balita di kota Gorontalo tahun 2018 menggunakan Regresi Binomial Negatif. Pada model tersebut, dapat diketahui faktor-faktor signifikan yang mempengaruhi kasus *stunting* pada balita di kota Gorontalo tahun 2018. Penelitian ini menggunakan data kasus *stunting* di 9 (Sembilan) kecamatan di kota Gorontalo dan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Data penelitian diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota Gorontalo. Penelitian ini menggunakan satu variabel respon yaitu Banyaknya Kasus *Stunting* dan empat variabel prediktor yaitu Jumlah Balita yang mendapatkan Asi Eksklusif, Persentase Berat Badan Lahir Rendah (BBLR), Persentase Balita yang mendapatkan Imunisasi Dasar Lengkap, dan Jumlah Sanitasi Layak. Hasil Penelitian yang diperoleh adalah variabel Jumlah balita yang mendapatkan asi eksklusif dan persentase balita yang mendapatkan imunisasi dasar lengkap yang berpengaruh secara signifikan terhadap kasus *stunting* pada balita di kota Gorontalo tahun 2018. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *P-value* variabel balita yang mendapatkan asi eksklusif sebesar 0,00283 dan nilai *P-value* variabel balita yang mendapatkan imunisasi dasar lengkap sebesar 0,06564.

Kata Kunci: *Stunting*; Regresi Binomial Negatif

Abstract

This study aims to model *stunting* cases in children under five in Gorontalo city in 2018. In this model, it can be seen that the significant factors that affect *stunting* cases in children under five in Gorontalo city in 2018. This study uses data on *stunting* cases in 9 (nine) districts in the city of Gorontalo and the factors that influence it. The research data were obtained from the Public Health in Gorontalo city. This study used one response variable, namely the number of cases of *stunting* and four predictor variables, namely number of toddlers who received exclusive breastfeeding, the percentage of low birth weight (LBW), the percentage toddlers who received complete basic immunization, and number of proper sanitation. The results obtained were the variables of number of toddlers who received exclusive breastfeeding and the percentage toddlers who received complete basic immunization which had a significant effect on *stunting* cases in children under five in the city of Gorontalo in 2018. This was indicated by the *P-value* of the variable for number of toddlers who received exclusive breastfeeding of 0.00283 and *P-value* of variable the percentage toddlers who get complete basic immunization is 0.06564.

Keywords: *Stunting*, Negatif Binomial Regression

1. PENDAHULUAN

Stunting merupakan gangguan pertumbuhan fisik yang ditandai dengan penurunan kecepatan pertumbuhan dan merupakan dampak dari ketidakseimbangan gizi (Apriluana and Fikawati 2018). Status gizi balita dapat diukur berdasarkan tiga indeks yaitu berat badan menurut umur (BB/U), tinggi badan menurut umur (TB/U), dan berat badan menurut tinggi badan (BB/TB). *Stunting* pada balita merupakan masalah kesehatan di Indonesia yang terbilang cukup tinggi. Gorontalo merupakan salah satu provinsi yang memiliki masalah

stunting di Indonesia pada tahun 2018, tiga daerah di provinsi Gorontalo masih tinggi angka *stunting* yaitu Kota Gorontalo, Kabupaten Boalemo dan Kabupaten Gorontalo Utara. Prevalensi *stunting* di Kota Gorontalo tahun 2018 sebesar 28,2 persen. Menurut profil kesehatan tahun 2018 persentase *stunting* tertinggi dicapai oleh Kota Tengah sebesar 41,3 % dan persentase terendah dicapai oleh Dungingi sebesar 14,9 % (Profil Kesehatan, 2018).

Jumlah *stunting* di Kota Gorontalo merupakan data yang bertipe diskrit dan non negatif. Analisis yang cocok digunakan untuk tipe data seperti ini adalah Regresi *Poisson*. Model Regresi *Poisson* berasal dari distribusi *Poisson*. Dalam model Regresi *Poisson* asumsi yang harus dipenuhi adalah ekuidispersi. Asumsi ekuidispersi jarang terjadi pada tipe data diskrit. Pada data diskrit sering mengalami kasus *overdispersion* (penyimpangan tinggi) yaitu nilai *mean* dan *variance* tidak sama atau dengan kata lain nilai *variance* lebih besar daripada nilai *mean* (Utami 2013). Jika tetap menggunakan Regresi *Poisson* akan mengakibatkan dugaan dari parameter koefisien regresinya tetap konsisten tetapi tidak efisien. Hal ini berdampak pada nilai standar eror yang menjadi *underestimate*, sehingga kesimpulannya menjadi tidak valid. Beberapa penelitian yang terkait dengan penyelesaian masalah *overdispersion* diantaranya adalah model regresi *generalized poisson* (Mahfudhotin 2020) dan regresi binomial negatif (Saudidin et al. 2020). Menurut penelitian (Prahutama et al. 2017) bahwa salah satu pilihan yang terbaik adalah menggunakan regresi binomial negatif. Oleh karena itu, analisis regresi yang cocok untuk mengatasi *overdispersi* pada Regresi *Poisson* adalah Regresi Binomial Negatif.

Regresi Binomial Negatif adalah salah satu cara untuk memodelkan data cacah yang berkondisi ekuidispersi maupun *overdispersi*. Dalam estimasi parameter model regresi Binomial negatif dapat menggunakan metode *maximum likelihood estimation (MLE)* (Keswari et al., 2014). Tujuan dari penelitian ini yaitu memodelkan kasus *stunting* pada balita di kota Gorontalo tahun 2018 dan juga untuk mengetahui faktor-faktor signifikan yang mempengaruhi *stunting* pada balita di kota Gorontalo dengan menggunakan Regresi Binomial Negatif.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota Gorontalo. Data yang digunakan yaitu banyaknya kasus *Stunting* di sembilan kecamatan yang ada di Kota Gorontalo dan faktor-faktor yang mempengaruhinya pada bulan Januari 2018 sampai dengan Desember 2018. Data penelitian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Penelitian

Kecamatan	y	x_1	x_2	x_3	x_4
Kota Barat	13	145	3,65	84,9	5515
Dungingi	7	104	1,7	88,4	6444
Kota Selatan	12	69	4,8	90,5	5058
Kota Timur	27	204	3	93,8	7218
Hulonthalangi	13	140	5,8	82,2	3624
Dumbo Raya	18	139	2,5	98	4362
Kota Utara	12	135	2,7	81,6	4680
Kota Tengah	24	220	1	91,7	6929
Sipatana	13	108	5,8	90,3	5076

Penelitian ini menggunakan satu variabel respon dan empat variabel prediktor. Variabel-variabel yang digunakan disajikan pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Variabel Penelitian

Variabel	Simbol Variabel	Deskripsi
Respon	y	Jumlah <i>Stunting</i>
Prediktor	x_1	Jumlah Balita yang Mendapatkan Asi Eksklusif
	x_2	Persentase Berat Badan Lahir Rendah
	x_3	Persentase Balita yang Mendapatkan Imunisasi Dasar Lengkap
	x_4	Jumlah Sanitasi Layak

2.2 Analisis Data

Data dianalisis menggunakan Regresi *Binomial Negatif* dengan bantuan *software Open Source Rstudio*. Langkah-langkah analisis data sebagai berikut:

a. Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas adalah suatu keadaan antar variabel-variabel prediktor terdapat korelasi yang tinggi. Multikolinearitas dapat berakibat pada kurang akuratnya hasil pendugaan. Untuk mendeteksi adanya multikolinearitas dapat digunakan nilai *Variance Inflation Factor (VIF)*. Rumus *VIF* dapat ditulis sebagai berikut :

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2}$$

dengan R^2 merupakan koefisien Determinasi, jika nilai *VIF* lebih dari 10 maka dapat disimpulkan terjadi multikolinearitas (Amaliana et al., 2018).

b. Pembentukan Model Regresi *Poisson*

Regresi *Poisson* adalah regresi yang digunakan untuk memodelkan hubungan antar variabel respon dan variabel prediktor dimana distribusi variabel responnya mengikuti Distribusi *Poisson* (Aulele 2012). Regresi *Poisson* adalah model analisis yang dapat digunakan untuk memodelkan variabel respon yang berupa data cacah (Fitrial and Fatikhurriqzi 2021). Berikut adalah pemetaan logaritma natural yang digunakan untuk memodelkan Regresi *Poisson* (Sma et al. 2012):

$$g(\mu_i) = \ln \mu_i = x_i' \beta$$

Sementara model regresi *Poisson* dapat dituliskan sebagai berikut (Sundari 2012) :

$$y_i = \exp(x_i' \beta) + \varepsilon_i$$

c. Uji Overdispersi Model Regresi *Poisson*

Pada Regresi *Poisson* terdapat salah satu asumsi yang harus dipenuhi untuk memodelkan Regresi *Poisson*. Asumsi yang harus dipenuhi adalah nilai rata-rata variabel respon memiliki nilai yang sama dengan nilai variansnya, asumsi ini disebut asumsi Ekuidispersi. Dalam beberapa penelitian seringkali asumsi Ekuidispersi tidak terpenuhi hal ini dikarenakan terdapat perbedaan nilai rata-rata dan varians pada data, kondisi ini disebut Overdispersi (Fitrial and Fatikhurriqzi 2021).

Uji statistik yang bisa juga digunakan untuk mendeteksi overdispersi pada suatu data adalah uji overdispersi yang dapat menggunakan *package AER* dari *software RStudio* (Herindrawati et al. 2017)

Hipotesis :

H_0 : Tidak Terjadi Overdispersi

H_1 : Terjadi Overdispersi

Keputusan yang diambil untuk uji overdispersi menggunakan *software* RStudio yaitu jika $p - value < \alpha$ maka tolak H_0 atau data mengalami overdispersi, dimana nilai α yang digunakan adalah 0,1 atau 10%

d. Pembentukan Model Regresi Binomial Negatif

Salah satu cara untuk memodelkan data cacah yang berkondisi ekuidispersi maupun kondisi overdispersi, yaitu Regresi binomial negatif (Keswari et al., 2014). Bentuk umum dari Regresi Binomial Negatif adalah sebagai berikut (Utami 2013) :

$$y_i = \exp(X\beta)$$

dimana X merupakan variabel prediktor yang berbentuk matrix dengan ukuran $(nx(p + 1))$ dan β merupakan parameter ukuran $((p+1)x1)$, y merupakan variabel respon berdistribusi *poisson* yang berbentuk vector dengan ukuran $(nx1)$ dengan $i = 1,2,3, \dots, n$ (Casella et al., 1990). Model Regresi Binomial Negatif merupakan pemodelan nilai harapan dari variabel respon sebagai fungsi eksponensial dari sejumlah kovariat, yang bentuknya sebagai berikut:

$$E(y_i) = \mu_i = \exp\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_j\right)$$

Dimana i merupakan unit dan m menyatakan banyaknya variabel prediktor yang digunakan (Utami 2013). Fungsi kepadatan peluang dari distribusi Binomial Negatif sebagai berikut (Fitrial and Fatikhurizqi 2021):

$$f(y; \mu, \theta) = \frac{\Gamma(y + \theta)}{\Gamma(\theta)y!} \frac{\mu^y \theta^\theta}{(\mu + \theta)^{y+\theta}}$$

Dimana μ sebagai rata-rata dan θ sebagai parameter dispersi serta $\Gamma(\cdot)$ merupakan fungsi gamma. Dalam estimasi parameter model Regresi Binomial Negatif dapat menggunakan metode *maximum likelihood estimation (MLE)*. Tetapi hasil yang dihasilkan tidak eksplisit atau fungsi MLE tidak *converge*, sehingga digunakan metode iterasi *Newton-Rapson* (Alan Agresti 2009) .

Metode *Newton-Raphson* merupakan metode yang memerlukan satu titik awal (*initial value*) sebagai tebakan awal, memerlukan slope atau gradien pada titik tersebut, dan barisan titik potong garis singgungnya dengan sumbu-X. Jika titik awal yang dipilih nilai turunannya nol maka metode ini tidak dapat digunakan. Rumus yang dapat digunakan sebagai iterasi adalah

$$x_{r+1} = x_r - \frac{f(x_r)}{f'(x_r)}; f'(x_r) \neq 0$$

Iterasi dapat dihentikan dengan cara mensyaratkan jarak dua titik apit hampiran akarnya sangat dekat yaitu kurang dari $\varepsilon > 0$; dimana nilai ε positif yang cukup kecil atau melakukan pembatasan pada banyaknya iterasi (Rochmad 2013).

e. Uji Siginifikansi Model Binomial Negatif

Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon. Pengujian parameter dilakukan secara simultan dan parsial. Uji simultan bertujuan untuk melihat pengaruh variabel prediktor secara bersama-sama terhadap variabel respon (Fitrial and Fatikhurizqi 2021), Pengujian secara serentak dilakukan menggunakan uji rasio likelihood dengan hipotesis sebagai berikut. (Dhiya 2020) :

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1: \text{minimal terdapat satu } \beta_j \neq 0, \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, k$$

Uji ini menggunakan uji rasio likelihood dengan statistik ujinya sebagai berikut (Dhiya 2020):

$$G = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right] = 2 \ln L(\hat{\Omega}) - 2 \ln L(\hat{\omega})$$

$L(\hat{\omega})$ merupakan nilai likelihood untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel bebas dan $L(\hat{\Omega})$ merupakan nilai likelihood untuk model lengkap dengan melibatkan variabel bebas.

Untuk mengambil keputusan tolak H_0 dapat dilihat jika nilai $G > \chi^2_{(\alpha, v)}$, hal ini karena statistik uji G mengikuti distribusi *Chi-Square*. Nilai v diperoleh dari banyaknya parameter dalam model. Nilai $\chi^2_{(\alpha, v)}$ dapat dilihat pada tabel *Chi-Square*.

Sementara untuk pengujian secara parsial dilakukan menggunakan uji Wald, dengan hipotesis sebagai berikut (Dhiya 2020) :

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

dengan $j = 1, 2, \dots, k$., dengan statistik uji Wald sebagai berikut (Dhiya 2020):

$$W_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)}$$

dengan $j = 1, 2, \dots, k$ dan $\hat{\beta}_j$ adalah nilai penduga dari β_j , serta $SE(\hat{\beta}_j)$ sebagai *standard error* dari $\hat{\beta}_j$.

Keputusan yang diambil untuk uji Wald adalah tolak H_0 jika $p - value < \alpha$ atau menggunakan nilai W_{hitung} dengan keputusan tolak H_0 jika nilai $W_{hitung} > Z_{\alpha/2}$ atau nilai $W_{hitung} < -Z_{\alpha/2}$, nilai $Z_{\alpha/2}$ dapat dilihat pada tabel distribusi normal. Nilai α yang digunakan pada penelitian ini adalah 10%.

f. Menentukan model terbaik

Akaike's Information Criterion diperkenalkan pada tahun 1973 oleh Akaike sebagai pendekatan penaksir yang tak bias dari suatu hasil pemodelan. *AIC* digunakan untuk melihat kecocokan model terhadap data. Model regresi terbaik adalah model regresi yang memiliki nilai *AIC* terkecil. Nilai *AIC* dapat dinotasikan sebagai berikut (Ramadhani et al. 2018):

$$AIC = -2 \ln L(\beta) + 2k$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Langkah pertama yaitu melakukan uji multikolinearitas. Untuk mendeteksi adanya multikolinearitas dapat digunakan nilai *Variance Inflation Factor (VIF)*. Hasil Uji Multikolinearitas dapat dilihat pada Tabel 3, sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil Uji Multikolinearitas

Variabel	x_1	x_2	x_3	x_4
VIF	1,489335	1,754166	1,164098	1,887712

berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat bahwa tiap variabel prediktor tidak ada nilai VIF yang lebih dari 10. Hal ini menunjukkan tidak terjadi gejala multikolinearitas sehingga dapat dilanjutkan pada tahap memperoleh bentuk taksiran model Regresi *Poisson*.

Bentuk taksiran model Regresi *Poisson* yang diperoleh, sebagai berikut:

$$\mu_i = \exp(-1,65 + 0,007832x_{i1} + 0,07674x_{i2} + 0,03394x_{i3} - 0,00001656x_{i4})$$

Sebelum lanjut pada tahap Regresi Binomial Negatif, harus dicek apakah data tersebut terjadi Overdispersi. Pada hasil uji Overdispersi menggunakan *packages* AER dari *software RStudio* nilai $p\text{-value} = 0,06989 < \alpha$, dimana nilai α adalah 0,1, sehingga data penelitian mengalami Overdispersi, yang berarti model Regresi *Poisson* tidak cocok digunakan yang selanjutnya akan dilanjutkan pada langkah Binomial Negatif.

Pada model Binomial Negatif pertama, melibatkan semua variabel prediktor yaitu variabel x_1, x_2, x_3 dan x_4 . Model pertama yang diperoleh, sebagai berikut:

$$\mu_i = \exp(-1,625 + 0,007832x_{i2} + 0,07674x_{i2} + 0,03394x_{i3} - 0,00001656x_{i4})$$

Kemudian dilanjutkan Uji Simultan dengan cara, sebagai berikut:

$2\ln L(\hat{\Omega}) = -42,166$ (nilai tersebut didapatkan melalui program *RStudio* pada model tidak lengkap atau model tanpa variabel independen) dan $2\ln L(\hat{\omega}) = -56,693$ (nilai tersebut didapatkan melalui program *RStudio* pada model lengkap atau model dengan variabel independen), sehingga diperoleh:

$$G = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right] = 2\ln L(\hat{\Omega}) - 2\ln L(\hat{\omega})$$

$$G = -42,166 - (-56,693)$$

$$G = 14,527$$

Berdasarkan hasil statistik uji, diperoleh nilai $G = 14,527 > \chi^2_{(0,05,4)} = 9,4877$ sehingga keputusannya tolak H_0 , dapat disimpulkan minimal terdapat satu variabel yang berpengaruh. Selanjutnya dilanjutkan pada tahap Uji Parsial, hasil Uji Parsial disajikan pada tabel 4 berikut:

Tabel 4. Hasil Uji Parsial

Variabel	w_{hitung}	$Z_{0,1/2}$	P-value
y	-0,921	1,65	0,35681
x_1	2,986	1,65	0,00283
x_2	1,080	1,65	0,28004
x_3	1,841	1,65	0,06564

x_4	-0,165	1,65	0,86878
-------	--------	------	---------

Berdasarkan hasil Uji Parsial pada Tabel 4, terlihat bahwa variabel x_1 dan x_3 nilai p -value $< \alpha$ yang berarti tolak H_0 sedangkan variabel x_2 dan x_4 p -value $> \alpha$ yang berarti terima H_0 , dimana nilai α sebesar 0,1 atau 10%. Selain itu, variabel x_1 dan x_3 memiliki nilai $W_{hitung} > Z_{0,1/2}$ yang artinya tolak H_0 . Berdasarkan pernyataan sebelumnya, yaitu variabel yang berpengaruh signifikan hanya variabel x_1 dan x_3 sehingga variabel x_2 dan x_4 diabaikan dan dianalisis kembali untuk mendapatkan model baru tanpa variabel x_2 dan x_4 . Model Regresi Binomial Negatif yang digunakan pada penelitian ini berdasarkan Tabel 4, yaitu:

$$\mu_i = \exp(-0,665410 + 0.006171x_{i1} + 0.027815x_{i3})$$

Model terbaik yang dihasilkan oleh model Regresi Binomial Negatif disajikan pada Tabel 5, yaitu:

Tabel 5. Hasil Akaike's Information Criterion

Model Regresi	Nilai AIC
Binomial Negatif	54,166
Binomial Negatif dengan variabel signifikan (x_1 dan x_3)	51,590

Berdasarkan Tabel 5, dapat dikatakan bahwa model terbaik adalah Model Regresi Binomial Negatif dengan Variabel Signifikan x_1 dan x_3 . Hal ini dikarenakan nilai AIC Model Regresi Binomial Negatif dengan Variabel Signifikan x_1 dan x_3 lebih kecil dari nilai AIC yang dihasilkan oleh model model Regresi Binomial Negatif, yaitu $51,590 < 54,166$.

4. KESIMPULAN

Analisis regresi yang digunakan adalah Regresi Binomial Negatif karena terdapat asumsi overdispersi pada data *stunting* di Kota Gorontalo Tahun 2018 dan setelah dianalisis menggunakan *software* RStudio didapatkan faktor-faktor signifikan yang mempengaruhi *Stunting* di Kota Gorontalo pada tahun 2018 adalah balita yang mendapatkan ASI eksklusif (x_1) dan balita yang mendapatkan imunisasi dasar lengkap (x_3). Hal ini ditunjukkan dengan nilai p -value variabel balita yang mendapatkan asi eksklusif sebesar 0,00283 dan nilai p -value variabel balita yang mendapatkan imunisasi dasar lengkap sebesar 0,06564. Model Regersi Binomial negatif dengan Variabel Signifikan x_1 dan x_3 merupakan model terbaik dengan nilai AIC terkecil sebesar 51,59.

DAFTAR PUSTAKA

- Alan Agresti (2009), *An introduction to categorical data analysis (2nd edn).*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey. <https://doi.org/10.1002/sim.3564>.
- Amaliana, L., Sa'adah, U., and Wardhani, N. W. S. (2018), "Performa Proporsi Zero-Inflation Pada Regresi Zero-Inflated Negative Binomial (Studi Kasus: Data Tetanus Neonatorum Di Jawa Timur)," *E-Jurnal Matematika*, 7, 41. <https://doi.org/10.24843/mtk.2018.v07.i01.p183>.
- Apriluana, G., and Fikawati, S. (2018), "Analisis Faktor-Faktor Risiko terhadap Kejadian Stunting pada Balita (0-59 Bulan) di Negara Berkembang dan Asia Tenggara," *Media Penelitian dan Pengembangan Kesehatan*, 28, 247–256. <https://doi.org/10.22435/mpk.v28i4.472>.
- Aulele, S. N. (2012), "Pemodelan Jumlah Kematian Bayi Di Provinsi Maluku Tahun 2010 Dengan Menggunakan Regresi Poisson," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan*

- Terapan*, 6, 23–27. <https://doi.org/10.30598/barekengvol6iss2pp23-27>.
- Dhiya, A. Y. (2020), “Pemodelan Penderita Stroke dan Diabetes Melitus di Kota Padang dengan Model Regresi Logistik Biner Bivariat,” IX, 270–277.
- Fitrial, N. H., and Fatikhurizqi, A. (2021), “Pemodelan Jumlah Kasus Covid-19 Di Indonesia Dengan Pendekatan Regresi Poisson Dan Regresi Binomial Negatif,” *Seminar Nasional Official Statistics*, 2020, 65–72. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2020i1.465>.
- Herindrawati, A. Y., Latra, I. N., and Puhadi, P. (2017), “Pemodelan Regresi Poisson Inverse Gaussian Studi Kasus: Jumlah Kasus Baru HIV di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2015,” *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 6. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v6i1.22976>.
- Keswari, N. M. R., Sumarjaya, I. W., and Suciptawaty, N. L. P. (2014), “Perbandingan Regresi Binomial Negatif dan Regresi Generalisasi Poisson dalam Mengatasi Overdispersi (Studi Kasus: Jumlah Tenaga Kerja Usaha Pencetak Genteng di Br. Dukuh, Desa Pejaten),” *E-Jurnal Matematika*, 3, 107. <https://doi.org/10.24843/mtk.2014.v03.i03.p072>.
- Mahfudhotin, M. (2020), “Regresi Generalized Poisson Untuk Memodelkan Jumlah Penderita Gizi Buruk Pada Balita di Surabaya,” *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 1, 47–56. <https://doi.org/10.34312/jjps.v1i1.6876>.
- Prahotama, A., Sudarno, Suparti, and Mukid, M. A. (2017), “Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Angka Kematian Bayi Di Jawa Tengah Menggunakan Regresi Generalized Poisson Dan Binomial Negatif,” *Statistika*, 5, 1–6.
- Ramadhani, N., Yanuar, F., and Yozza, H. (2018), “Penerapan Regresi Poisson Generalized Poisson Regression Dalam Memodelkan Kasus Angka Kematian Ibu Di Sumatera Barat Tahun 2015,” *Jurnal Matematika UNAND*, 7, 112. <https://doi.org/10.25077/jmu.7.2.112-117.2018>.
- Rochmad (2013), “Aplikasi Metode Newton-Raphson Untuk Menghampiri Solusi Persamaan Non Linear,” *Jurnal MIPA*, 36, 193–200.
- Sauddin, A., Auliah, N. I., and Alwi, W. (2020), “Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Regresi Binomial Negatif,” *Jurnal MSA (Matematika dan Statistika serta Aplikasinya)*, 8, 42. <https://doi.org/10.24252/msa.v8i2.17409>.
- Sma, S., Yang, S. M. K., Lulus, T., and Di, U. N. (2012), “Penerapan Regresi Poisson Untuk Mengetahui Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Jumlah,” 1, 59–63.
- Sundari, I. (2012), “Regresi Poisson dan Penerapannya Untuk Memodelkan Hubungan Usia dan Perilaku Merokok Terhadap Jumlah Kematian Penderita Penyakit Kanker Paru-Paru,” *Jurnal Matematika UNAND*, 1, 71. <https://doi.org/10.25077/jmu.1.1.71-76.2012>.
- Utami, T. W. (2013), “Analisis regresi binomial negatif untuk mengatasi overdispersion regresi poisson pada kasus demam berdarah dengue,” *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, 1, 0–6.