 http://dx.doi.org/10.29313/.v0i0.29481

Pemodelan Regresi *Hurdle Poisson* untuk Mengatasi Overdispersi pada Kasus Jumlah Korban Meninggal dan Hilang Akibat Bencana Alam di Jawa Barat Tahun 2018

Nurul Eka Nur Kumala*, Lisnur Wachidah

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*ekanurul143@gmail.com, wachidah.lisnur07@gmail.com

Abstract. Modeling is process building and forming model of real system in particular formal language. One of the modeling of statistical method is the poisson regression method. Because the response variable in poisson regression is discrete in the form of frequency/count, the generalized linear model can be used as a solustion to overcome this problem. However for poisson regression has condition that the mean and variance must be the same. Meanwhile in implementation, the average and variance values are sometimes not same. Sometimes the variance value will be greater than the average value which will result in overdispersion. So for overcome overdispersion problem needed poisson hurdle regression method. In this study, author use data regarding the number of victims who died and disappeared due to flood disaster in west java on 2018. Based on the result of wald testing statistical, the predictor variable that affects the number of victims who died and disappeared due to flood disaster in poisson hurdle regression model part of truncated poisson model is the percentage of number of flood events with significance level of 10 %.

Keywords: Generalized Linear Model, Poisson regression, Overdispersion, Hurdle Poisson.

Abstrak. Pemodelan adalah proses membangun dan membentuk sebuah model dari suatu sistem nyata dalam bahasa formal tertentu. Salah satu pemodelan dari suatu metode statistika yaitu metode regresi poisson. Karena pada regresi poisson variabel respon nya berbentuk diskrit yang berupa frekuensi/cacahan, maka *Generalized Linear Model* (GLM) dapat digunakan sebagai solusi untuk mengatasi masalah tersebut. Namun untuk regresi poisson sendiri memiliki syarat bahwa nilai rata-rata dan ragam nya harus sama. Sedangkan dalam pengimplementasiannya nilai rata-rata dan ragam terkadang tidak sama. Terkadang nilai ragam akan lebih besar dari nilai rata-rata yang nantinya akan mengakibatkan overdispersi. Maka untuk mengatasi masalah overdispersi ini diperlukannya metode hurdle poisson. Pada penelitian ini penulis menggunakan data mengenai jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana alam banjir tahun 2018. Berdasarkan hasil pengujian statistik uji wald, variabel prediktor yang mempengaruhi banyaknya jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana banjir di Provinsi Jawa Barat tahun 2018 pada model regresi hurdle poisson. bagian model truncated poisson yaitu persentase jumlah kejadian banjir (%) dengan taraf signifikansi 10 %.

Kata Kunci: *Generalized Linear Model*, Regresi Poisson, Overdispersi, *Hurdle Poisson*.

1. Pendahuluan

Menurut Undang-Undang Nomer 24 Tahun 2007 tentang penanggulangan bencana menjelaskan bahwa bencana adalah peristiwa atau rangkaian peristiwa yang mengancam dan mengganggu kehidupan dan penghidupan masyarakat yang disebabkan, baik oleh faktor alam dan/atau faktor non-alam maupun faktor manusia sehingga mengakibatkan timbulnya korban jiwa manusia, kerusakan lingkungan, kerugian harta benda, dan dampak psikologis . Definisi tersebut menyebutkan bahwa bencana disebabkan oleh faktor alam, non-alam, dan manusia.

Menurut data world risk report 2018, bahwa Indonesia menduduki urutan ke-36 dengan indeks risiko 10,36 dari 172 negara paling rawan bencana alam di dunia (Hadi et al., 2019). Pada tahun 2000-2016 terjadi bencana banjir sebanyak 7106 kali kejadian dengan kejadian yang paling banyak yaitu 863 kejadian di Jawa Barat tahun 2010 dan jumlah kejadian banjir terbesar berada di Kabupaten Bandung yang tercatat 228 kejadian. Menurut data Badan Pusat Statistika Di Jawa Barat pada tahun 2018-2020 bencana banjir terjadi sebanyak 344 kejadian dengan memakan 60 korban jiwa meninggal dan hilang. Meskipun bencana banjir terkadang tidak menimbulkan banyak korban jiwa, bencana ini tetap saja merusak infrastruktur dan mengganggu stablitas perekonomian masyarakat secara signifikan. Menurut (Kodoatie & Sugiyannto, 2002) faktor-faktor yang mempengaruhi korban meninggal dan hilang akibat banjir dapat terjadi karena terletak di daerah kawasan rawan bencana yang memiliki karakteristik biologis, hidrologis, klimatiologis dan geografis, juga disebabkan ulah manusia yang menyebabkan perubahan lingkungan seperti rusaknya lahan hijau, pembuangan sampah sembarangan dan lain sebagainya.

Data dari kasus jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana banjir merupakan data diskrit berdistribusi poisson. Faktor-faktor yang diduga mempengaruhi banyaknya jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana banjir dapat dianalisis menggunakan metode regresi poisson. Model reresi poisson memiliki keterbatasan pada asumsi equidispersi yaitu nilai rata-rata sama dengan nilai ragam. Banyak kasus yang melanggar asumsi equidispersi, yaitu disaat ragam lebih besar dari rata-rata (overdispersi) atau ragam lebih kecil dari rata-rata (underdispersi). Salah satu penyebab terjadinya overdispersi yaitu banyak nya data yang bernilai nol (excess zeros) (Zorn & State, 1996). Maka Salah satu metode yang dapat mengatasi overdispersi adalah metode regresi hurdle poisson (Julianda H et al., 2019). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui bagaimana pemodelan regresi hurdle poisson untuk mengatasi overdispersi pada kasus jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana banjir di Jawa Barat tahun 2018.

2. Metodologi

Metode penelitian yang digunakan yaitu regresi *hurdle poisson* dan menerapkan data jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana banjir di Jawa Barat tahun 2018. Data penelitian bersumber dari Badan Pusat Statistika, Badan Penanggulangan Bencana Daerah, dan Dinas Kehutanan.

Distribusi *Poisson*

Distribusi *poisson* merupakan suatu distribusi untuk peristiwa yang probabilitas kejadiannya kecil, dimana kejadian tergantung pada selang waktu tertentu atau di suatu daerah tertentu dengan hasil pengamatan berupa variabel diskrit dan antar variabel prediktor saling independen. Selang waktu tersebut dapat berupa beberapa saja panjangnya, misalnya semenit, sehari , seminggu, sebulan bahkan setahun. Daerah tertentu yang dimaksudkan dapat berupa suatu garis, suatu luasan, suatu volume, atau mungkin sepotong bahan (Wapole, 1995).

Rumus distribusi *poisson*, yaitu :

$$P(X = x) = \frac{e^{-\lambda}\lambda^{x}}{x!}; dimana\ x = 0,1,2, \ldots, n$$

Nilai rata-rata dan ragam dari variabel acak diskrit X berdistribusi *poisson* masing-masing adalah:

$\mu = \lambda$

$\sigma^2 = \lambda$

Multikolinearitas

Istilah multikolinieritas diperkenalkan oleh Ragnar Frisch tahun 1934 (Gujarati, 1995). Menurut Frisch, suatu model regresi dikatakan terkena multikonieritas bila terjadi hubungan linier yang *perfect* dan *exact* diantara beberapa atau semua variabel bebas dari suatu model regresi. Akibatnya akan kesulitan untuk melihat pengaruh variabel penjelas terhadap variabel yang dijelaskan. Ada beberapa cara untuk mendeteksi ada tidaknya multikolinearitas. Menurut (Priyatno, 2013) untuk mendeteksi ada tidaknya multikolinearitas dengan melihat nilai *Tolerance* dan *Variance Inflation Factor* (VIF). Jika nilai *Tolerance* lebih dari 0,1 dan VIF (*Variance Inflation Factor*) kurang dari 10 maka tidak terjadi multikolinearitas.

$$VIF = \frac{1}{(1 - r_{i,j}^2)} \qquad ...(2.1)$$

$$atau$$

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

Regresi *Poisson*

Regresi *poisson* adalah regresi *non*-linier yang berdistribusi poisson digunakan untuk menganalisis variabel respon diskrit dan *integer* tidak negatif (Herlina et al., 2017). Model regresi *poisson* diestimasi dengan menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Jika μ_i adalah rata-rata jumlah kejadian dalam periode t_i dan diasumsikan μ_i tidak berubah dari titik data ke titik data secara bebas maka μ_i dapat dimodelkan sebagai fungsi dari k variabel prediktor. Dalam *Generilized Linear Model* (GLM), terdapat sebuah fungsi g yang menghubungkan rata-rata dari variabel responnya dengan sebuah prediktor linear, yaitu:

$$g(\mu_i) = \eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_k x_{ik}$$

Fungsi g disebut fungsi penghubung (*link function*). Fungsi penghubung yang digunakan pada model regresi *poisson* adalah *log* karena fungsi *log* menjamin bahwa nilai variabel yang diharapkan dari variabel responnya akan bernilai *non-negatif*. Berikut merupakan fungsi penghubung yang digunakan untuk model regresi *poisson*.

$$\ln E(y|x) = \ln(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ik}$$

$$\mu_i = \exp(x_i\,\hat{\beta}) = \exp(\,\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ik} \qquad ...(2.3)$$

Overdispersi

Overdispersi merupakan kondisi yang dimana nilai ragam lebih besar dari nilai rata-rata. Penyebab dari *overdispersi* yang sering terjadi dalam regresi *poisson* adalah peluang nilai nol yang berlebih pada peubah Y. Salah satu akibatnya adalah simpangan baku dari penduga parameter menjadi berbias ke bawah dah signifikansi dari peubah penjelas menjadi berbias ke atas, sehingga menghasilkan kesimpulan yang tidak valid (Ismail & Jemain, 2007). Untuk mengatasi *overdispersi* ini terlebih dahulu harus melakukan pendeteksian apakah data tersebut *overdispersi* atau tidak dengan cara menggunakan stataistik uji *devians* yang dinotasikan dengan D. *Devians* juga disebut statistik *log likelihood.*

$$D = 2\sum_{i=1}^{n}\left\{y_i \log\left(\frac{y_i}{\mu_i}\right) - (y_i - \mu_i)\right\}$$

$$\widehat{\phi} = \frac{D}{n-p} \qquad ...(2.4)$$

Regresi Hurdle Poisson

Untuk mengatasi masalah *overdispersi*, maka salah regresi *poisson* tidak baik untuk menganalisis data. salah satu metode untuk mengatasi hal tersebut adalah dengan menggunakan model regresi *hurdle poisson*. Model regresi *hurdle poisson* untuk data yang bersifat diskrit. Model regresi *hurdle poisson* adalah model gabungan yang terdiri dari model logit dan model *truncated poisson*. Model untuk data biner yang bernilai nol (*zero counts*) atau nilai positif (*positive counts*), dimana model tersebut ditaksir oleh model logit, sedangkan model untuk data yang bernilai positif (*positive counts*) saja, ditaksir oleh model *truncated poisson* (Julianda H et al., 2019).

Misalkan $Y_i, i = 1,2,3,\dots,n$ adalah sebuah nilai *non*-negatif dari variabel acak, dan misalkan $Y_i = 0$ adalah observasi dengan frekuensi nilai 0 yang terlalu banyak, sehingga tidak bisa ditangani dengan menggunakan model regresi *Poisson* biasa (Zorn & State, 1996). Pandang bahwa model regresi *Hurdle Poisson* dengan variabel respon $Y_i, i = 1,2,3,\dots,n$ memiliki distribusi sebagai berikut:

$$P(Y_i = y_i)\begin{cases} 1-\pi_i, & y_i = 0 \\ (\pi_i)\dfrac{e^{-\pi_i}{\pi_i}^{y_i}}{(1-\pi_i)y_i!}, & y_i > 0 \end{cases}$$

Pemodelan pertama memodelkan observasi yang bernilai nol dan positif dengan menggunakan model logit.

$$logit(\pi_i) = \log\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) = \sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j \qquad \text{...(2.5)}$$

Dimana:
z : vektor kovariat pada variabel prediktor
$z_i = [z_{i1} = 1, z_{i2}, \ldots, z_{ij}]$
α : vektor kolom parameter koefisien regresi untuk model logit
$\alpha = [\alpha_1\ \alpha_2\ \ldots\ \alpha_j]^T$

Pemodelan kedua memodelkan observasi yang bernilai positif dengan menggunakan *truncated poisson*. Fungsi hubung yang digunakan adalah log yang ditunjukkan pada:

$$\log(\mu_i) = \sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j$$

$$\mu_i = \exp(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j) \qquad \text{...(2.6)}$$

Dimana :
x : vektor kovariat pada variabel prediktor
$x_i = [x_{i1} = 1, x_{i2}, \ldots, x_{ij}]$
β : vektor kolom parameter koefisien regresi untuk model *Truncated Poisson*
$\beta = [\beta_1\ \beta_2\ \ldots\ \beta_j]^T$

Model peluang *Hurdle Poisson* yang terbentuk dari kombinasi untuk data bernilai 0 dan model *Truncated Poisson* untuk data yang bernilai positif saja adalah:

$$P(Y_i = y_i) = \begin{cases} \dfrac{1}{1+\exp(\sum_{j=|1}^{p} z_{i|j}\alpha_j)}, & y_i = 0 \\ \left[\dfrac{\exp\left(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j\right)}{1+\exp\left(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j\right)}\right]\left[\dfrac{|[\exp(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j)]^{y_i}}{[\exp(\exp|\left(\exp\left(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j\right)\right)-1]y_i!}\right], & y_i > 0 \end{cases} \qquad \text{...(2.7)}$$

Metode penaksiran yang digunakan dalam metode *Hurdle Poisson* ini adalah metode kemungkinan maksimum. Fungsi kemungkinan dari model regresi *Hurdle Poisson* adalah sebagai berikut :

$$L(\alpha,\beta) = \prod P(Y_i = y_i)$$

$$L(\alpha,\beta) = I_{y_i=0}\left[\frac{1}{(1+\exp(Z_i'\alpha)}\right] I_{y_i>0}\left[\frac{\exp\left(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j\right)}{1+\exp\left(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j\right)}\right]\left[\frac{[\exp\left(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j\right)]^{y_i}}{[\exp(\exp\left(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j\right))-1]y_i!}\right]$$

Metode maksimum kemungkinan, taksiran parameter tidak bisa menghasilkan taksiran secara eksplisit dan tidak menghasilkan taksiran parameter yang eksplisit, tetapi menghasilkan persamaan *non*-linear yang cukup kompleks, sehingga perlu algoritma khusus untuk mendapatkan nilai taksiran parameter. Salah satu algoritma yang dapat digunakan adalah algoritma *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno*.

Pengujian Parameter Model *Hurdle Poisson*

1. Uji Serempak

   Uji parameter secara serempak (*overall)* dengan uji *likelihood ratio test* sebagai berikut:
   Perumusan hipotesis:

$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \cdots = 0\ dan\ \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \cdots = 0$ (semua variabel prediktor dalam model yang tidak berpengaruh)
$H_1: Paling\ sedikit\ ada\ satu\ \alpha_j\ dan\ \beta_j \neq 0\ dimana\ j = 1,2,3, \dots, p$ (paling sedikit ada satu variabel prediktor dalam model yang berpengaruh)
Statistika uji:
$$D = -2[L(\Omega_0) - L(\Omega)] \quad \text{...(2.8)}$$
Dengan
$L(\Omega_0)$: Fungsi *likelihood* untuk model yang tidak mengandung variabel prediktor
$L(\Omega)$: Fungsi likelihood untuk model yang mengandung semua variabel prediktor
Kriteria Pengujian:
Tolak $H_0\ jika\ D > \chi^2_{\alpha,p}$ atau $p - value < \alpha$
Kesimpulan:
Interpretasi ditolak atau diterimanya H_0

2. Uji Parsial
Uji Parsial digunakan untuk menguji masing-masing parameter untuk mengetahui apakah suatu model mempunyai variabel signifikan untuk masuk ke model. Pengujian parameter parsial dilakukan pada dua model yaitu model logit dan model *Truncated Poisson*. Uji parameter parsial model Logit dan model *Truncated Poisson* dengan uji *Wald Test* sebagai berikut:
Perumusan hipotesis untuk model logit:
$H_0: \alpha_j = 0$
$H_1: \alpha_j \neq 0$
Perumusan hipotesis untuk model *truncated poisson*:
$H_0: \beta_j = 0$
$H_1: \beta_j \neq 0$
Statistika uji untuk model logit:
$$W_j = \left(\frac{\widehat{\alpha_j}}{Se(\widehat{\alpha_j})}\right) \quad \text{...(2.9)}$$
Statistika uji untuk model *truncated poisson*:
$$W_j = \left(\frac{\widehat{\beta_j}}{Se(\widehat{\beta_j})}\right) \quad \text{...(2.10)}$$
Kriteria Pengujian:
Tolak H_0 jika $\|W_j\| > Z_{\alpha/2}$ atau $p - value < \alpha$
Kesimpulan:
Interpretasi ditolak atau diterimanya H_0

3. Pembahasan dan Diskusi

Hubungan Eksplorasi Data

Eksplorasi data diawali dengan melihat deskriptif statistika pada data jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana banjir di Jawa Barat tahun 2018 yang terdapat di 27 Kabupaten/Kota. Variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu jumlah korban meninggal dan hilang (Y), persentase jumlah kejadian banjir (X_1), timbunan sampah kota per-hari (X_2), indeks risiko bencana (X_3), dan lu as lahan sangat kritis (X_4).

Tabel 1. Deskriptif Data Jumlah Korban Meninggal dan Hilang Akibat Bencana Banjir di Jawa Barat tahun 2018

Variabel	N	Minimum	Maksimum	Rata-Rata	Ragam
Jumlah Korban Meninggal dan Hilang (Y)	27	0	6	0,407407	1,635

Persentase Jumlah Kejadian Banjir (X_1)	27	0	34,78	3,7044	49,119
Timbunan Sampah Kota Per-Hari (X_2)	27	329,07	7329,74	2162,669	3993423,2
Indeks Risiko Bencana (X_3)	27	75,75	208,63	152,1304	1164,178
Luas Lahan Sangat Kritis (X_4)	27	0	1725,93	243,903	182081,24

Berdasarkan **Tabel 1** dan Jumlah korban meninggal dan hilang yang paling banyak yaitu 6 korban yang terjadi di Kabupaten Tasikmalaya dan tidak ditemukannya korban meninggal dan hilang. Untuk jumlah korban meninggal dan hilang memiliki rata-rata sebesar 0,407407 dan ragam sebesar 1,635. Rata-rata persentase jumlah kejadian banjir adalah 3,7044. Rata-rata timbunan sampah kota per-hari adalah 2162,669. Rata-rata indeks risiko bencana adalah 152,1304. Dan rata-rata luas lahan sangat kritis adalah 243,903.

Multikolinearitas

Nilai VIF dari masing-masing variabel independen yaitu:

Tabel 1. Nilai VIF Dari Setiap Variabel Independen

Variabel	VIF	Keterangan
X_1	1,484843	Kurang dari 10
X_2	1,692127	Kurang dari 10
X_3	1,779650	Kurang dari 10
X_4	1,413001	Kurang dari 10

Berdasarkan **Tabel 2** dapat diketahui bahwa nilai VIF dari semua variabel kurang dari 10, sehingga menandakan bahwa tidak ada variabel yang mengalami masalah multikolinearitas.

Regresi *Poisson*

Diperoleh model dengan nilai *likelihood ratio chi-square* yaitu 24,68 dengan *p-value* 0,000. Karena nilai *p.value* < α atau 0,000 < 0,1, maka pada taraf nyata 10 % dapat diambil kesimpulan bahwa model regresi poisson signifikan atau ada minimal satu variabel independen yang mempengaruhi jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana alam banjir. Bentuk persamaan regresi poisson sebagai berikut:

Tabel 3. Taksiran Parameter Model Regresi Poisson

Parameter	Taksiran	P-value	Alpha	Keterangan
β_0	-15,86			
β_1	0,2903	0,02287	0,1	Signifikan
β_2	-0,000945	0,16467	0,1	Tidak signifikan
β_3	0,09104	0,00466	0,1	Signifikan
β_4	-0,002319	0,23453	0,1	Tidak signifikan

Dari **Tabel 3.** diperoleh bahwa variabel independen yang signifikan pada taraf nyata 10 %, yaitu variabel persentase jumlah kejadian banjir (X_1) dan indeks risiko bencana (X_3). Ini artinya bahwa varibel persentase jumlah kejadian banjir dan indeks risiko bencana mempengaruhi jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana alam banjir. Bentuk persamaannya, yaitu:

$$\mu = \exp(-15{,}86 + 0{,}2903X_1 + 0{,}09104X_3) \quad ...(3.1)$$

Interpretasi dari **Persamaan 3.1** untuk koefisien X_1 adalah setiap kenaikan 1 % jumlah kejadian banjir maka akan menyebabkan rataan jumlah korban meninggal dan hilang di Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Barat tersebut menjadi $\exp(0{,}2903) = 1{,}3368$ atau $1{,}34$ kali dari nilai awal dengan asumsi peubah lain dianggap tetap, sedangkan untuk koefisien X_2 adalah setiap kenaikan 1 indeks risiko bencana maka akan menyebabkan rataan jumlah korban meninggal dan hilang di kabupaten/kota provinsi Jawa Barat tersebut menjadi $\exp(0{,}09104) = 1{,}0953)$ atau 1,1 kali dari nilai awal dengan asumsi peubah lain dianggap tetap.

Overdispersi

Setelah didapatkan model regresi *poisson* selanjutnya akan dilakukan pengujian *overdispersi.*

Tabel 2. Pengujian *Overdispersi*

	Nilai	Derajat Bebas(db)	Statistik Uji
Deviance Residual	23,168	22	1,0531

Karena $1{,}0531 > 1$, maka H_0 ditolak. Data mengalami *overdispersi* pada taraf nyata 10 %

Regresi *Hurdle Poisson*

Nilai *chi-square* hitung adalah $14{,}14$ Nilai *chi-square* hitung ini lebih besar dari nilai $\chi^2_{(0,1;8)} = 13{,}3616$. Hal ini berarti bahwa minimal ada satu parameter yang berpengaruh secara signifikan terhadap model. Hasil penaksiran parameter model logit disajikan pada tabel **Tabel 5.**

Tabel 3. Taksiran Parameter Model Logit pada Regresi *Hurdle Poisson*

Parameter	Taksiran	P-value	Alpha	Keterangan
α_0	-16,228817			
α_1	-5,171531	0,37555	0,1	Tidak signifikan
α_2	0,023205	0,00554	0,1	Signifikan
α_3	0,149681	0,96272	0,1	Tidak signifikan
α_4	-0,066118	0,44188	0,1	Tidak signifikan

Berdasarkan **Tabel 5** dapat diketahui bahwa variabel independen yang signifikan dengan tingkat signifikansi 10 % pada model logit adalah timbunan sampah kota per-hari (X_2). Persamaan model logit adalah:

$$\log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = -16{,}228817 + 0{,}023205Z_2 \quad ...(3.2)$$

Berdasarkan **Persamaan 3.2**, setiap penambahan 1 m_3 timbunan sampah kota maka akan meningkatkan jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana banjir sebanyak $\exp(0{,}023205) = 1{,}02$ kali, dengan asumsi peubah lain dianggap tetap.

Hasil penaksiran parameter model *truncated poisson* pada regresi *hurdle poisson* disajikan pada **Tabel 6.**

Tabel 4. Taksiran Parameter Model *Truncated Poisson* pada Regresi *Hurdle Poisson*

Parameter	Taksiran	P-value	Alpha	Keterangan
β_0	-6,7813876			
β_1	0,2610558	0,00985	0,1	Signifikan
β_2	-0,0010287	0,13594	0,1	Tidak signifikan
β_3	0,0346327	0,30959	0,1	Tidak signifikan
β_4	-0,0001007	0,95158	0,1	Tidak signifikan

Berdasarkan **Tabel 6** dapat diketahui bahwa variabel independen yang signifikan dengan tingkat signifikansi 10 % pada model *truncated poisson* adalah persentase jumlah kejadian banjir (X_1). Persamaan model *truncated poisson* adalah:

$$\mu = \exp(-6{,}7813876 + 0{,}2610558X_1) \quad \text{...(3.3)}$$

Berdasarkan **Persamaan 3.3**, hal ini berarti bahwa setiap penambahan 1 % jumlah kejadian banjir maka akan meningkatkan jumlah korban meninggal dan hilang akibat bencana banjir sebanyak $\exp(0{,}2610558) = 1{,}298$ kali, dengan asumsi peubah lain dianggap tetap.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Untuk model logit, yaitu:

   $$\log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = -16{,}228817 - 5{,}17153\, Z_1 + 0{,}023205Z_2 + 0{,}149681Z_3 - 0{,}066118Z_4$$

   Namun setelah dilakukan uji parsial didapat variabel independen yang signifikan adalah variabel timbunan sampah kota per-hari (X_2). Sehingga model logit yang diperoleh secara signifikan, yaitu:

   $$\log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = -16{,}228817 + 0{,}023205Z_2$$

2. Untuk model truncated poisson, yaitu:

   $$\mu = \exp(-6{,}7813876 + 0{,}2610558X_1 - 0{,}0010287 + 0{,}0346327 - 0{,}0001007)$$

   Namun setelah dilakukan uji parsial didapat variabel independen yang signifikan adalah variabel persentase jumlah kejadian banjir (X_1). Sehingga model truncated poisson yang diperoleh secara signifikan, yaitu:

   $$\mu = \exp(-6{,}7813876 + 0{,}2610558X_1)$$

Acknowledge

Penelitian ini dapat dilaksanakan dengan baik berkat bantuan dari berbagai pihak. Untuk itu peneliti mengucapkan terimakasih kepada Badan Pusat Statistika, Badan Penanggulangan Bencana Daerah, dan Dinas Kehutanan yang sudah memberikan data melalui laman resmi nya. Kemudian kepada Ibu Dr. Lisnur Wachidah, Dra., M.Si. selaku selaku pembimbing yang telah memberikan banyak ilmu, petunjuk dan saran dalam penyusunan artikel ilmiah ini. Tidak lupa juga kepada keluarga yang selalu memberikan dorongan.

Daftar Pustaka

[1] Gujarati, D. (1995). *Basic Econometrics* (3rd edition ed. ed.). New York: Mc-Graw Hill, Inc.

[2] Hadi, H., Agustina, S., & Subhani, A. (2019). Penguatan Kesiapsiagaan Stakeholder dalam Pengurangan Risiko Bencana Alam Gempabumi. *Geodika: Jurnal Kajian Ilmu Dan Pendidikan Geografi*, *3*(1), 30. https://doi.org/10.29408/geodika.v3i1.1476[

[3] Herlina, Nugroho, S., & Rizal, J. (2017). *MODEL REGRESI POISSON*. 1–15.

[4] Ismail, N., & Jemain, A. (2007). Handling Overdispersion WIth Binomial Negative and Generalized Poisson Regresion Model. 103-158. Dipetik April 1, 2014, dari

[5] Julianda H, R., Herrhyanto, N., & M, B. A. P. (2019). PENERAPAN DATA COUNT DENGAN MENGGUNAKAN REGRESI HURDLE POISSON (Studi Kasus : Banyak Kematian Ibu di Provinsi Jawa Barat Tahun 2015). 7, 11–23.

[6] Kodoatie, R., & Sugiyannto. (2002). Banjir Beberapa Penyebab dan Metode Pengendaliannya Dalam Persepektif Lingkungan. Yogy akarta: Pustaka Pelajar.

[7] Priyatno, D. (2013). Analisis Korelasi, Regresi dan Multivariate dengan SPSS. Yogyakarta: Gava Media.

[8] Wapole, R. E. (1995). *Pengantar Metode Statistika.* (I. Sumantri, Penerj.) Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.

[9] Zorn, C. J. W., & State, O. (1996). EVALUATING ZERO-INFLATED AND HURDLE POISSON SPECIFICATIONS. 1–16.

[10] Utama Muhammad Bangkit Riksa, Hajarisman Nusar. (2021). *Metode Pemilihan Variabel pada Model Regresi Poisson Menggunakan Metode Nordberg*. Jurnal Riset Statistika, 1(1), 35-42.