

**PEMODELAN JUMLAH BALITA GIZI BURUK MENGGUNAKAN
METODE *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED NEGATIVE BINOMIAL
REGRESSION* (GWNBR) DENGAN FUNGSI PEMBOBOT ADAPTIF**

***MODELING THE NUMBER OF MALNUTRITION CHILDREN USING THE
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION
(GWNBR) WITH ADAPTIVE WEIGHT FUNCTION***

Annisa Priliya Ayu Maharani^{1*}, Sri Sulistijowati Handajani¹, Sugiyanto²

¹Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sebelas Maret,
Jl. Ir. Sutami 36, Surakarta, Indonesia

Email korespondensi: annisapriliya@student.uns.ac.id

ABSTRAK

Gizi buruk termasuk dalam salah satu masalah kompleks dimana hampir terjadi di seluruh negara, termasuk Indonesia. Banyak faktor yang mempengaruhi jumlah balita gizi buruk, seperti faktor lingkungan, sosial, dan sebagainya. Pemodelan jumlah kasus gizi buruk dapat digunakan untuk melihat faktor apa saja yang berpengaruh signifikan terhadapnya. Jumlah kasus balita gizi buruk mengikuti distribusi Poisson, sehingga regresi Poisson dapat digunakan untuk memodelkan kasus balita gizi buruk. Ditemukan kasus overdispersi pada pemodelan menggunakan regresi Poisson, sehingga untuk mengatasi masalah overdispersi tersebut digunakan regresi binomial negatif. Dengan mempertimbangkan aspek spasial, maka penelitian menggunakan metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). Penelitian menggunakan tiga pembobot *adaptive*, yaitu *adaptive bisquare*, *adaptive gaussian*, dan *adaptive tricube* diperoleh pembobot *adaptive bisquare* sebagai pembobot terbaik karena menghasilkan nilai AIC terkecil. Pemodelan dengan pembobot *adaptive bisquare* diperoleh 4 kelompok yang dikelompokkan berdasarkan variabel yang signifikan. Faktor yang berpengaruh secara signifikan global adalah persentase bayi mendapat vitamin A, persentase bayi yang ditimbang, dan persentase pemberian ASI eksklusif.

Kata kunci: Gizi buruk, overdispersi, binomial negatif, GWNBR, adaptif

ABSTRACT

Malnutrition is one of the most complex problems faced by almost all countries, including Indonesia. Many factors affect the number of malnourished children under five, such as environmental, social, etc. Modeling the number of malnutrition cases can be used to see the significant factors. The number of under-five malnourished followed the Poisson distribution, so Poisson regression use in these cases. In modeling using Poisson regression, find a case of over-dispersion, so this analysis used is negative binomial regression to solve the overdispersion problem. By regarding the spatial aspect, the method used to *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). The research used three adaptive weights, namely *adaptive bi-square*, *adaptive gaussian*, and *adaptive tricube*. The weighting was determined by *adaptive bi-square* as the best weight because it produced the smallest AIC value. Modeling with *adaptive bi-square* weight obtained four groups grouped based on significant variables. Factors that had global significance were the percentage of infants receiving vitamin A, the percentage of infants who weighed, and the percentage of exclusive breastfeeding.

Keywords: Malnutrition; overdispersion; negative binomial, GWNBR, adaptive

1. Pendahuluan

Masa esensial bagi anak-anak terjadi pada masa pertumbuhan. Pada masa ini mereka diharapkan untuk mendapat asupan gizi yang cukup. *Stunting* atau gizi buruk akan terjadi pada anak-anak jika pada masa esensial ini mereka mengalami kekurangan nutrisi dan gizi. Pada tahun 2018 Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) mencatat prevalensi *stunting* di Jawa Timur mencapai angka 32,81 persen. Sedangkan prevalensi *stunting* nasional pada tahun 2018 hanya berada di angka 30,8 persen. (Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan, 2019). Jumlah balita gizi buruk termasuk dalam *count data* yang mengikuti distribusi Poisson. Kasus overdispersi sering kali terjadi pada analisis regresi Poisson. Kasus ini terjadi karena pelanggaran asumsi rata-rata sama dengan variansi tidak terpenuhi. Overdispersi pada regresi Poisson dapat ditangani dengan model regresi binomial negatif. Selain adanya masalah overdispersi yang timbul, aspek spasial dipertimbangkan pula dalam penelitian ini, sehingga dipilih metode GWNBR untuk menganalisis hasil penelitian.

Pembobot *adaptive bi-square* yang diterapkan pada model GWNBR telah dilakukan oleh Evadiani dan Purhadi (2014) dengan menjadikan nilai devians terkecil sebagai indikator model terbaik. Juniardi dan Salamah (2015) juga telah melakukan penelitian model GWNBR dengan menggunakan pembobot *adaptive bi-square* dengan nilai devians terkecil dijadikan sebagai indikator dalam menetapkan model terbaik.

Penelitian yang berkaitan dengan jumlah balita penderita gizi buruk telah dilakukan oleh Amelia dan Purhadi (2012) dengan menggunakan metode GWPR. Di wilayah Jawa Timur tahun 2012 penelitian ini dilakukan dan dengan membandingkan pembobot *gaussian* dan *bi-square*. Pembobot *bi-square* dan R^2 error tak terboboti dipilih menjadi model terbaik. Variabel yang berpengaruh secara signifikan global adalah persen rata-rata usia pertama perkawinan kurang dari 16 tahun dan rasio jumlah tenaga kesehatan. Pemodelan kasus balita gizi buruk dilakukan oleh Ardhillah dan Mutiah (2013) di wilayah Kabupaten Bojonegoro dengan model OLS dan GWR. Model terbaik pada penelitian Ardhillah dan Mutiah (2013) adalah dengan model GWR. dengan persentase balita yang ditimbang, persen ibu mendapat tablet Fe3, persen rumah tangga ber-PHBS, persen persalinan ibu yang ditolong tenaga kesehatan, persen kunjungan pada bayi,

dan persen posyandu aktif adalah variabel yang signifikan terhadap variabel respon. Karena alasan tersebut metode GWNBR dalam memodelkan jumlah kasus balita mengalami gizi buruk di Provinsi Jawa Timur tahun 2018 dengan menggunakan tiga pembobot adaptif yang berbeda, yaitu *adaptive bisquare*, *adaptive gaussian*, dan *adaptive tricube*.

Berdasar uraian sebelumnya, merupakan hal penting untuk mengetahui apakah pada kasus jumlah kasus balita gizi buruk di Provinsi Jawa Timur terdapat efek spasial? Apa saja faktor-faktor yang mempengaruhi secara signifikan terhadap kasus jumlah balita gizi buruk? Pembobot apa yang dapat memodelkan jumlah balita gizi buruk lebih baik diantara ketiga pembobot yang diusulkan. Tujuan dalam penelitian ini adalah untuk mengetahui apakah pada kasus jumlah balita gizi buruk di Provinsi Jawa Timur terdapat efek spasial. Selain itu, untuk mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi secara signifikan terhadap kasus jumlah balita yang mengalami gizi buruk dan mengetahui pembobot yang dapat memodelkan jumlah balita gizi buruk lebih baik diantara ketiga pembobot yang diusulkan.

2. Metode Penelitian

2.1 Data dan Variabel Penelitian

Pada penelitian ini unit analisis yang digunakan yaitu 38 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Variabel dalam penelitian ini diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan sumber data sekunder berupa publikasi yang disusun oleh Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur. Sumber data yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Variabel jumlah kasus balita yang mengalami gizi buruk (Y) untuk masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur diperoleh dari Publikasi Provinsi Jawa Timur Dalam Angka Tahun 2018 oleh Badan Pusat Statistik.
2. Variabel independen yang digunakan antara lain Persentase bayi mendapat imunisasi (X_1), Persentase bayi mendapat vitamin A (X_2), Persentase akses air layak minum (X_3), Persentase bayi yang ditimbang (X_4), Persentase pemberian ASI eksklusif (X_5), Persentase keluarga ber-PHBS (X_6), Persentase ibu hamil diberi Tablet Fe (X_7), Persentase pelayanan kesehatan bayi (X_8), Persentase balita mendapat pelayanan kesehatan minimal 8 kali (X_9), dan Persentase posyandu aktif (X_{10}).

2.2 Metode Analisis

Metode yang digunakan untuk memodelkan jumlah balita gizi buruk dengan variabel bebas yaitu persentase bayi mendapat imunisasi, persentase bayi mendapat vitamin A, persentase akses air layak minum, persentase bayi yang ditimbang, persentase pemberian asi eksklusif, persentase keluarga ber-PHBS, persentase ibu hamil diberi tablet Fe, persentase pelayanan kesehatan bayi, persentase balita mendapat pelayanan kesehatan minimal 8 kali, serta persentase posyandu aktif adalah metode regresi Poisson, metode regresi binomial negatif, dan GWNBR. *Software R Studio 4.0.0* digunakan untuk melakukan analisis pada penelitian ini.

Multikolinearitas

Asumsi tidak adanya hubungan dependensi linear antar variabel independen merupakan salah satu asumsi yang mesti terpenuhi dalam model regresi. Jika pada variabel independen terjadi korelasi yang kuat, maka akan muncul masalah multikolinearitas (Rini, 2018). Terdapat banyak jalan untuk mengetahui adanya kasus multikolinearitas, salah satu caranya adalah nilai VIF (*Varian Inflation Factor*). Jika nilai VIF yang dihasilkan melebihi 10, maka disimpulkan bahwa terjadi kasus multikolinearitas antar variabel prediktor (Sunaryo dan Siagian, 2011).

Heterogenitas Spasial

Indikasi adanya ketidaksamaan variansi dari eror antar pengamatan dalam suatu model regresi dapat dilakukan dengan uji heterogenitas spasial (Wati dan Utami, 2020). Uji *Breusch-Pagan* adalah uji statistik yang dapat digunakan untuk melihat apakah sebuah model memiliki sifat heterogenitas (Mustika dan Nooraeni, 2019). Hipotesis dan statistik uji *Breusch-Pagan* yaitu sebagai berikut.

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2$ (variansi antar lokasi sama)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2, i = 1, 2, \dots, n$ (variansi antar lokasi berbeda)

Statistik uji dengan rumus sebagai berikut

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \sim \chi_p^2 \quad (1)$$

Keterangan:

$f : (f_1, f_2, \dots, f_n)^T, f_i = \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1$

$e_i^2 : (y_i - \hat{y}_i)^2$

$\sigma^2 : \text{variansi } y$

Z : matriks ukuran $n \times (p+1)$ berisi vektor yang dinormalkan (z) untuk tiap pengamatan.

H_0 ditolak jika $BP > \chi_{\alpha, p}^2$ yang berarti variansi antar lokasi berbeda.

Regresi Poisson

Suatu distribusi dengan probabilitas sukses sangat kecil dan jumlah eksperimen sangat besar dinamakan regresi Poisson. Distribusi Poisson memiliki fungsi distribusi sebagai berikut

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

Dengan rata-rata dan variansi distribusi Poisson adalah μ . Regresi Poisson dapat diartikan sebagai suatu regresi yang sebaran nilai variabel dependennya berupa distribusi Poisson. Untuk mengatasi variabel respon Y memiliki nilai negatif, digunakan $\ln \mu$ sebagai *link function* pada model regresi Poisson. Dimisalkan $\ln \mu = E[Y]$, maka berikut adalah formulasi dari regresi Poisson

$$\begin{aligned} \ln \mu &= X^T \beta \\ \mu &= e^{X^T \beta} \end{aligned} \quad (3)$$

Dari persamaan diatas, model regresi Poisson yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$Y = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k} \quad (4)$$

Secara umum model regresi Poisson dapat diformulasikan sebagai $Y = e^{X^T \beta}$.

Metode *maximum likelihood estimation* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter regresi Poisson. Fungsi *likelihood* yang diubah dalam bentuk logaritma natural adalah sebagai berikut

$$\ln L(\beta) = \frac{\exp(-\sum_{i=1}^n \exp(x_i^T \beta)) (\exp(\sum_{i=1}^n y_i x_i^T \beta))}{\prod_{i=1}^n y_i!} \quad (5)$$

Overdispersi

Apabila dalam regresi Poisson nilai dari variansi lebih besar daripada rata-rata maka dapat dikatakan terjadi overdispersi. Akibat yang timbul karena adanya kasus overdispersi adalah dugaan dari parameter yang dihasilkan konsisten tetapi tidak koefisien. Pemeriksaan kasus overdispersi dapat menggunakan statistik uji *Pearson's Chi-Square* sebagai berikut.

$$\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu_i)^2}{\sigma_i^2} \sim \chi_{n-p}^2, \text{ dengan } p = k + 1 \quad (6)$$

Jika hasil dari statistik uji *Pearson's Chi-square* dibagi dengan derajat bebas dan menghasilkan nilai lebih dari 1, maka dapat dikatakan bahwa data analisis mengalami overdispersi.

Regresi Binomial Negatif

Salah satu model guna mengatasi masalah overdispersi adalah regresi binomial negatif. Regresi binomial negatif melibatkan suatu parameter dispersi sehingga nilai variansi data sampel dapat lebih besar dari nilai rata-ratanya. Gabungan dari distribusi Poisson dan distribusi Gamma dinamakan regresi binomial negatif sehingga menghasilkan fungsi kepadatan peluang binomial negatif sebagai berikut.

$$P(y, \mu, \theta) = \frac{\Gamma(y+1/\theta)}{\Gamma(1/\theta)y!} \left(\frac{1}{1+\theta\mu}\right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta\mu}{1+\theta\mu}\right)^y \quad (7)$$

Dimana μ dan θ adalah parameter dari distribusi binomial negatif. Pada distribusi binomial negatif memiliki rata-rata dan variansi masing-masing $E[Y] = \mu$ dan $var[Y] = \mu + \theta\mu^2$. θ adalah parameter dispersi, dimana jika $\theta = 0$ maka distribusi binomial negatif memiliki variansi sama dengan rata-rata seperti distribusi Poisson. Apabila $\theta > 0$ maka variansinya lebih besar daripada variansi distribusi Poisson sehingga model binomial negatif terlihat dapat mengatasi data *count* yang terindikasi kasus overdispersi (Mustika dan Nooraeni, 2019). Metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter dalam regresi binomial negatif adalah MLE, dengan fungsi *likelihood* sebagai berikut.

$$L(\beta, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{\Gamma(y_i+1/\theta)}{\Gamma(1/\theta)y_i!} \left(\frac{1}{1+\theta\mu_i}\right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta\mu_i}{1+\theta\mu_i}\right)^{y_i} \quad (8)$$

Dependensi Spasial

Pada model regresi, indikator adanya dependensi spasial dapat dilihat melalui uji *Moran's I*. Koefisien *Moran's I* digunakan untuk uji independensi spasial atau autokorelasi antar pengamatan atau lokasi (Sari dkk., 2013) dengan hipotesis sebagai berikut

$$H_0 : I = 0$$

$$H_1 : I \neq 0$$

Statistik uji dari *Moran's I* dirumuskan sebagai berikut

$$Z(I) = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (9)$$

H_0 ditolak jika $Z(I) > Z_{\alpha/2}$ yang berarti terdapat dependensi spasial. Nilai yang dihasilkan dalam perhitungan *Moran's I* berkisar antara -1 sampai 1. Nilai *Moran's I* bernilai 0 mengindikasikan

tidak berkelompok. Jika $I > I_0$ maka data memiliki autokorelasi positif yang berarti lokasi yang berdekatan mempunyai nilai yang mirip dan cenderung berkelompok, jika $I < I_0$ maka data memiliki autokorelasi negatif yang berarti lokasi yang berdekatan mempunyai nilai yang berbeda (Idris, 2015).

Pembobot Spasial

Besarnya nilai pembobot akan mewakili masing-masing lokasi data pengamatan yang berbeda, oleh karena itu pemilihan pembobot pada model GWNBR sangat penting. Fungsi kernel dapat digunakan untuk menentukan besarnya pembobot pada model GWNBR. Pembobot spasial yang digunakan adalah sebagai berikut.

1. Fungsi kernel *adaptive bi-square*

$$w_j(u_i, v_i) = \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right]^2, \text{ untuk } d_{ij} \leq b \quad (10)$$

$$0, \text{ untuk } d_{ij} > b$$

2. Fungsi kernel *adaptive gaussian*

$$w_j(u_i, v_i) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right] \quad (11)$$

3. Fungsi kernel *adaptive tricube* :

$$w_j(u_i, v_i) = \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^3\right]^3, \text{ untuk } d_{ij} \leq b \quad (12)$$

$$0, \text{ untuk } d_{ij} > b$$

dengan $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$ adalah jarak *Euclidean* antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_j, v_j) , dan b adalah nilai *bandwidth* optimum pada tiap lokasi.

Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR)

Metode yang dapat digunakan untuk memprediksi data yang mengandung heterogenitas spasial untuk data *count* yang memuat kasus overdispersi salah satunya dengan metode GWNBR (Jasmadi dkk., 2016). Parameter lokal yang dihasilkan oleh model GWNBR dengan masing-masing lokasi akan mempunyai parameter yang berbeda-beda. Model GWNBR dapat dirumuskan sebagai berikut (Ricardo dan Carvalho, 2013).

$$\hat{Y}_i \sim \left[t_j \left(\sum_k \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} \right), \theta(u_i, v_i) \right]; i = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

dengan

$E(Y_i)$: nilai estimasi variabel respon pada lokasi ke- i

X_{ik} : nilai observasi variabel prediktor k untuk pada pengamatan lokasi ke- i

$\beta_p(u_i, v_i)$: koefisien regresi untuk masing-masing lokasi ke- i

$\theta(u_i, v_i)$: parameter dispersi untuk lokasi ke- i

Metode *maximum likelihood* digunakan untuk mengestimasi parameter model GWNBR, dengan fungsi *maximum likelihood* sebagai berikut (Ricardo dan Carvalho, 2013).

$$L(\beta(u_i, v_i), \theta_i, i = 1, 2, \dots, n) = \prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=0}^{y_i-1} \left(\frac{1}{\theta_i} \right) \left(\frac{1}{y_i!} \right) \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{\frac{1}{\theta_i}} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \right) \quad (14)$$

Pengujian Parameter Model GWNBR

Dalam model GWNBR terdapat dua jenis pengujian signifikansi parameter, yaitu uji secara serentak dan uji secara parsial. Untuk uji secara serentak dapat dilakukan dengan menggunakan metode MLRT dan dengan hipotesis sebagai berikut

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \dots = \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

H_1 : minimal ada satu $\beta_k(u_i, v_i) \neq 0$; $k = 1, 2, \dots, p$

Statistik Uji :

$$G^2 = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) \quad (15)$$

H_0 ditolak jika statistik uji $G^2 > \chi^2_{(p;\alpha)}$

Sedangkan untuk mengetahui parameter apa saja yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon pada tiap lokasi dilakukan uji secara parsial. Hipotesis uji parsial sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$$

$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$; $k = 1, 2, \dots, p$

Statistik Uji:

$$Z_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{SE(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))} \quad (16)$$

H_0 ditolak jika statistik uji $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$. Apabila H_0 ditolak maka parameter yang dihasilkan berpengaruh signifikan terhadap variabel respon di tiap lokasi (Ricardo dan Carvalho, 2013).

Pemilihan Model Terbaik

Akaike's Information Criterion (AIC) merupakan salah satu kriteria informasi dalam pemilihan model terbaik (Ratri dan Purhadi, 2015).

$$AIC = -2 \ln \hat{L}(\hat{\theta}) + 2k \quad (17)$$

dimana $\hat{L}(\hat{\theta})$ adalah nilai *likelihood* dan k adalah jumlah parameter pada tiap model yang terbentuk.

3. Hasil dan Pembahasan

Jumlah kasus balita gizi buruk adalah variabel respon yang digunakan dalam analisis dengan nilai terendah adalah 7 dan 1629 untuk nilai tertinggi. Rata-rata adalah 163,03 serta variansi 76246,84.

Hasil dari pengujian multikolinearitas menunjukkan semua nilai variabel prediktor memiliki nilai VIF kurang dari 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdeteksi adanya korelasi antarr variabel prediktor.

Tabel 1. Nilai VIF Semua Variabel

Var	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
VIF	1,998	2,075	1,527	2,691	1,127

Var	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}
VIF	1,310	1,955	2,204	2,575	1,212

Statistik uji *Breusch-Pagan* menghasilkan nilai 20,426 dan *p-value* yang didapatkan 0,02547, dengan parameter berjumlah 10 dan digunakan $\alpha = 5\%$ didapatkan $\chi^2_{(0,05;10)}$ yaitu sebesar 18,307 adalah

Nilai *Breusch-Pagan* lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;10)}$ dan nilai *p-value* lebih kecil dari α menunjukkan bahwa pada kasus balita gizi buruk di Jawa Timur mengalami heterogenitas atau adanya variansi antarlokasi.

Parameter model regresi Poisson dilakukan dengan metode MLE.

Tabel 2. Estimasi Parameter Regresi Poisson

	<i>Estimate</i>	<i>Z-value</i>	<i>P-value</i>
(Intercept)	0,6488	1,69	0,09
X_1	-0,0177	-12,3	<2e-16
X_2	-0,0206	-5,52	3,37e-08
X_3	0,0325	-31,7	<2e-16
X_4	0,0679	17,86	<2e-16
X_5	0,0701	34,26	<2e-16
X_6	0,0095	10,01	<2e-16
X_7	0,0232	7,898	2,84e-15
X_8	-0,0476	-11,1	<2e-16
X_9	-0,0039	-1,36	0,1752
X_{10}	0,0248	28,67	<2e-16

<i>Estimate</i>	<i>Z-value</i>	<i>P-value</i>
Deviance : 3161,6	DF : 27	
AIC : 3416,5		

Uji serentak dengan taraf signifikansi 5% menghasilkan $\chi^2_{(0,05;10)}$ yaitu sebesar 18,307. Nilai tersebut lebih kecil jika dibandingkan nilai devians yakni sebesar 3161,6 maka diambil keputusan bahwa H_0 ditolak yang berarti paling tidak satu variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon dengan taraf signifikansi yang digunakan 5%. Maka dilanjutkan untuk uji parsial.

Uji parsial ini menggunakan *Z-value* untuk masing-masing variabel prediktor sehingga pada taraf signifikansi 5% didapatkan hasil $Z_{(0,05/2)}$ dengan hasil 1,96. Nilai ini dibandingkan dengan *Z-value* dari masing-masing prediktor. Semua variabel prediktor berpengaruh signifikan pada model regresi Poisson secara individu kecuali variabel X_9 . Model regresi Poisson yang terbentuk yaitu sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = 0,6488 - 0,0177X_1 - 0,0206X_2 + 0,0325X_3 + 0,0679X_4 + 0,0701X_5 + 0,0095X_6 + 0,0232X_7 - 0,0476X_8 + 0,0248X_{10}$$

Untuk nilai devians menunjukkan angka 3161,6 dengan derajat bebas 37. Sehingga rasio nilai *deviance* yang dibagi dengan derajat bebasnya menghasilkan nilai 85,45. Hasil tersebut berarti melebihi dari nilai 1 yang berarti untuk data pada penelitian ini mengalami kasus *overdispersi*.

Untuk mengatasi masalah nilai variansi yang lebih besar dari rata-rata pada model regresi Poisson maka dipilih distribusi binomial negatif. Uji pertama untuk distribusi binomial negatif adalah uji serentak. Berdasar dari uji serentak dengan taraf signifikansi 5% didapatkan $\chi^2_{(0,05;10)}$ yaitu sebesar 18,307. Nilai ini lebih kecil dibandingkan nilai devians yakni sebesar 41,768 yang artinya paling tidak terdapat satu variabel prediktor yang memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Dengan menggunakan *software* R, diperoleh estimasi parameter model regresi binomial negatif pada Tabel 3.

Tabel 3. Estimasi Parameter Regresi Binomial Negatif

	<i>Estimate</i>	<i>Z-value</i>	<i>P-value</i>
(Intercept)	2,3294	0,74	0,4602
X_1	-0,0129	-0,73	0,4679
X_2	-0,0239	-0,61	0,5429

	<i>Estimate</i>	<i>Z-value</i>	<i>P-value</i>
X_3	-0,0177	-1,49	0,1367
X_4	0,1118	3,47	0,0005
X_5	0,0733	4,20	2,72e-05
X_6	0,0117	1,25	0,2131
X_7	-0,0168	-0,62	0,5350
X_8	-0,0654	-1,51	0,1299
X_9	-0,0016	-0,05	0,9570
X_{10}	0,0024	0,22	0,8205
Deviance : 41,768	DF : 27		
AIC : 454,2			

Taraf signifikansi 5% menghasilkan $Z_{(0,05/2)} = 1,96$. Kemudian nilai $Z_{(0,05/2)}$ dibandingkan dengan *Z-value* pada setiap variabel prediktornya. Hasil dari perbandingan tersebut menunjukkan variabel X_4 dan X_5 memiliki *Z-value* lebih besar dari 1,96 maka secara parsial variabel X_4 dan X_5 berpengaruh signifikan pada jumlah kasus balita gizi buruk di Jawa Timur, sehingga model regresinya sebagai berikut

$$\hat{\mu} = 2,3294 + 0,1118X_4 + 0,0733X_5$$

Uji dependensi menghasilkan *p-value* sebesar 0,2675907. Jika nilai ini dibandingkan dengan nilai α sebesar 0,05 maka *p-value* > α , sehingga disimpulkan tidak terdapat dependensi spasial antar wilayah.

Pemodelan GWNBR dilakukan dengan menambahkan pembobot spasial dan jarak *Euclid* yang akan digunakan. Jarak *Euclid* diperoleh dari variabel koordinat masing-masing pengamatan. Sedangkan *bandwidth* yang diujicobakan adalah *bandwidth* adaptif dengan memilih AIC terkecil dan teknik *golden section search* adalah teknik yang dipilih. Nilai AIC terkecil didapat dari kernel *adaptive bisquare*. *Bandwidth* yang terpilih adalah 0,57.

Tabel 4. Pemilihan Model Terbaik dengan Kriteria AIC

No	<i>Bandwidth</i>	AIC	R^2
1	<i>Adaptive Bisquare</i>	429,3	97,1%
2	<i>Adaptive Gaussian</i>	497,4	76,7%
3	<i>Adaptive Tricube</i>	433,2	96,8%

Selanjutnya hasil penelitian terhadap model GWNBR dilakukan berdasar nilai AIC terkecil dan R^2 terbesar. Metode GWNBR kernel *adaptive bisquare* pada kasus jumlah balita gizi buruk di Provinsi Jawa Timur menghasilkan model yang paling baik.

Uji pertama yang dilakukan pada model GWNBR adalah menguji apakah terdapat

kesamaan antara model GWNBR dengan model regresi binomial negatif. Berdasarkan hasil perhitungan didapatkan nilai deviansi model GWNBR sebesar 37,9948. Dari perhitungan diatas, diketahui nilai f_{hitung} sebesar 0,9097. Dengan menggunakan α sebesar 5% maka diperoleh $f_{(0,05;10;30)} = 2,16$ yang dapat diartikan bahwa tidak ada perbedaan signifikan antara model binomial negatif dengan model GWNBR.

Uji kedua adalah pengujian secara serentak. Uji ini digunakan untuk melihat apakah ada variabel prediktor yang berpengaruh terhadap model. Jika devians GWNBR = 37,9948 dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{(0,05;10)}$ yaitu sebesar 18,307 dapat disimpulkan bahwa H_0 ditolak yang berarti paling tidak satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap model.

Berdasarkan hasil dari uji signifikansi parameter diperoleh parameter signifikansi berbeda-beda untuk tiap kabupaten/kota. Nilai $|Z_{hit}|$ parameter setiap kabupaten/kota dibandingkan dengan nilai $Z_{(0,05/2)}$. Jika nilai $|Z_{hit}| > 1,64$ maka H_0 ditolak, yang artinya variabel tersebut memberikan pengaruh pada model. Parameter yang signifikan di setiap kabupaten/kota dapat dilihat pada Tabel 4 sebagai berikut.

Tabel 5. Pengelompokan Kabupaten/Kota Berdasarkan Variabel yang Signifikan dalam Model GWNBR Menggunakan Kernel *Adaptive Bisquare*

Kel	Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
1	Trenggalek, Kota Pasuruan, Tulungagung, Bondowoso, Probolinggo, Kota Madiun, Ponorogo, Situbondo, Kediri, Kota Batu, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Kota Malang, Gresik, Kota Probolinggo, Sampang, Kota Blitar, Bojonegoro, Bangkalan, Blitar, Malang, Mojokerto	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}$
2	Lumajang, Tuban, Pasuruan, Ngawi, Jember, Banyuwangi,	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_8, X_9, X_{10}$

Kel	Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
Surabaya		
3	Sidoarjo, Kota Mojokerto, Lamongan	$X_2, X_3, X_4, X_5, X_7, X_9$
4	Pacitan, Kota Kediri, Pamekasan, Sumenep	X_2, X_4, X_5, X_7

Berdasarkan variabel yang signifikan pada masing-masing kabupaten dan kota, maka metode GWNBR berhasil mengelompokkan semua kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yang berjumlah 38 kelompok ke dalam 4 kelompok.

Pemodelan jumlah kasus balita gizi buruk telah dilakukan dengan metode regresi Poisson, binomial negatif, serta *geographically weighted negative binomial regression* (GWNBR) menggunakan 3 fungsi *adaptive kernel*, yaitu *adaptive bisquare*, *adaptive gaussian*, dan *adaptive tricube*. Untuk menentukan model mana yang lebih baik dalam menganalisis jumlah kasus balita gizi buruk dilakukan evaluasi model berdasarkan nilai AIC yang dihasilkan masing-masing model.

Tabel 6. Perbandingan Nilai AIC

Model Regresi	AIC
Regresi Poisson	3416,5
Regresi binomial negatif	454,2
GWNBR <i>adaptive bisquare</i>	429,3
GWNBR <i>adaptive gaussian</i>	497,4
GWNBR <i>adaptive tricube</i>	433,2

Tabel 6 menunjukkan bahwa model GWNBR dengan pembobot *adaptive bisquare* menghasilkan AIC paling kecil jika dibandingkan dengan model yang lain. Artinya, model GWNBR dengan pembobot *adaptive bisquare* lebih baik dalam memodelkan jumlah kasus balita gizi buruk di Jawa Timur dibandingkan dengan model regresi Poisson, regresi binomial negatif, GWNBR dengan pembobot *adaptive gaussian*, dan GWNBR dengan pembobot *adaptive tricube*.

4. Kesimpulan

Provinsi Jawa Timur pada tahun 2018 memiliki kasus balita gizi buruk yang tersebar cukup bervariasi di seluruh provinsi. Terdapat efek spasial pada penelitian ini, terbukti dengan hasil dari uji dependensi dan heterogenitas spasial yang menunjukkan hasil yang signifikan.

Artinya terdapat keterkaitan dan keragaman spasial antar kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur terkait dengan penderita kasus gizi buruk.

Hasil evaluasi model regresi Poisson, regresi binomial negatif, GWNBR dengan pembobot *adaptive bisquare*, GWNBR dengan pembobot *adaptive gaussian*, dan GWNBR dengan pembobot *adaptive tricube* menunjukkan bahwa metode GWNBR dengan pembobot *adaptive bisquare* lebih baik dalam memodelkan jumlah kasus balita gizi buruk di Provinsi Jawa Timur tahun 2018.

Berdasarkan model GWNBR dengan taraf signifikansi 5% didapatkan faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi jumlah kasus balita gizi buruk adalah bervariasi antar kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Persentase bayi mendapat vitamin A, persentase bayi yang ditimbang, dan persentase pemberian ASI eksklusif signifikan pada seluruh wilayah observasi.

5. Daftar Pustaka

- Amelia, R., & Purhadi. (2012). Pemodelan Jumlah Balita Gizi Buruk di Jawa Timur dengan *Geographically Weighted Poisson Regression*. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, D-290 - D-295.
- Ardhillah, P., & Salamah, M. (2013). Pemodelan Kasus Balita Gizi Buruk di Kabupaten Bojonegoro dengan *Geographically Weighted Regression*. *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, D-106 - D-111.
- Badan Pusat Statistik. (2018). *Provinsi Jawa Timur Dalam Angka (Jawa Timur Province in Figures) 2018*. Kota Surabaya: BPS Provinsi Jawa Timur.
- Evadiani, E., & Purhadi. (2014). Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur dengan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, D-182 - D-187.
- Idris, Z. F. (2015). Pemodelan Kriminalitas dengan Pendekatan Regresi Spasial di Provinsi Sulawesi Selatan. *Skripsi*. Universitas Negeri Makassar.
- Jasmadi, I., Widodo, D. A., & Oktaviana, P. P. (2016). Pemodelan dan Pemetaan Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Provinsi Jambi pada Tahun 2014 dengan Menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, D-350 - D-354.
- Juniardi, L., & Salamah, M. (2015). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Kusta di Jawa Timur pada Tahun 2013 Menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, D-55 - D-60.
- Mustika, D. A., & Nooraeni, R. (2019). Kajian Efek Spasial pada Kasus Difteri dengan Metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 91-104.
- Ratri, N. H., & Purhadi. (2015). Analisis Faktor-Faktor Risiko yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Malaria di Jawa Timur Tahun 2013 dengan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, D-285 - D-291.
- Ricardo, L., & Carvalho, T. (2013). *Geographically Weighted Negative Binomial Regression-Incorporating Overdispersion*. Springer: Business Media New York.
- Rini, D. S. (2018). *Geographically Weighted Negative Binomial Regression untuk Jumlah Kasus Demam Berdarah Dengue Kabupaten/Kota Provinsi Bengkulu. In PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika (Vol. 1, pp. 736-744)*.
- Sari, D. M., Kusriani, D. E., & Suhartono. (2013). Pemodelan Kasus Tindak Pidana di Kota Surabaya dengan Pendekatan Regresi Spasial. *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, D-135 - D-140.
- Sunaryo, S., & Siagian, T. H. (2011). Mengatasi Masalah Multikolinearitas dan Outlier dengan Pendekatan ROBPCA. *Jurnal Matematika, Saint dan Teknologi*, 1-10.
- Wati, D. C., & Utami, H. (2020). Model *Gwographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dengan Fungsi Kernel Fixed Gaussian pada Indeks Pembangunan Manusia di Jawa Timur. *Jurnal Matematika Thales (JMT)*, 78-97.