

# Geographically Weighted Negative Binomial Regression Pada Data Jumlah Penduduk Miskin Di Sulawesi Selatan

Muhammad Ihsan Salim

Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Makassar, 60600118012@uin-alauddin.ac.id

**ABSTRAK**, Penduduk miskin merupakan individu yang angka pengeluarannya berada dibawah garis kemiskinan. Pada data jumlah penduduk miskin di Sulawesi Selatan terdapat kasus overdispersi. Salah satu metode untuk mengatasi hal tersebut adalah regresi binomial negatif. Dengan pendekatan terhadap aspek spasial, maka digunakan metode *Geographically Weighted Binomial Negative Regression* (GWNBR), penelitian ini dilakukan dengan 24 observasi Kabupaten/Kota dengan 6 variabel prediktor. Dengan pembobotan menggunakan *adaptive bisquare kernel* didapatkan 2 pengelompokkan berdasarkan variabel yang mempengaruhi.

**Kata Kunci** : Jumlah penduduk miskin, GWNBR, *adaptive bisquare kernel*, *overdispersi*

## 1. PENDAHULUAN

Penduduk miskin merupakan individu yang angka pengeluarannya berada dibawah garis kemiskinan. Jumlah penduduk miskin di Sulawesi Selatan pada tahun 2020 sebesar 776.830 orang atau 8,72%. Hal mengalami kenaikan jika dibandingkan pada tahun 2019 sebesar 767.800 orang atau 8,69%. Terjadi kenaikan jumlah penduduk miskin sebesar 9.030 orang atau sekitar 0,3% di tahun 2020. [2]

Data jumlah penduduk miskin merupakan data cacah. Regresi poisson merupakan salah satu analisis yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel respon yang berupa data cacah dengan beberapa variabel prediktor. Namun, dalam regresi poisson memiliki asumsi yang harus dipenuhi dimana variansi peubah respon harus sama dengan rata-ratanya, atau dikenal dengan istilahnya *equidispersi*. Penelitian awal yang dilakukan terhadap data menunjukkan bahwa variabel dependen mengalami *overdispersi* dimana kondisi nilai rata-ratanya lebih kecil dari variansinya. Salah satu penanganan masalah *overdispersi* pada regresi poisson dapat dilakukan dengan memilih model regresi negative Binomial. Regresi negative binomial merupakan metode campuran poisson-gamma yang distribusi gamma-nya digunakan untuk menangani overdispersi pada regresi poisson.[5]

Terdapat dua fungsi kernel yaitu *fixed kernel* dan *adaptive kernel*. Penggunaan *fixed kernel* dapat menimbulkan masalah karena titik data pengamatan menjadi sangat padat di beberapa titik atau sebaliknya menyebar. Maka dari itu digunakanlah *adaptive kernel* sehingga memberikan bobot yang menyesuaikan dengan sebaran titik datanya. Selain itu, pemilihan *bandwith* yang optimal akan dilakukan menggunakan *Cross Validation* (CV). Metode CV cocok digunakan pada data yang memiliki bobot yang berbeda pada tiap unit observasinya. [13]

Faktor-faktor yang dianggap berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin berbeda antara satu wilayah dengan wilayah lain. Hal ini dikarenakan adanya keragaman spasial setiap wilayah. Salah satu metode yang digunakan untuk menganalisis data spasial adalah dengan *Geographically Weighted Regression*. Dengan memperhatikan aspek spasial pada data dan fenomena *overdispersi*, maka pada penelitian ini akan digunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) dengan unit penelitian 24 Kabupaten/Kota di Sulawesi Selatan.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### Regresi Poisson

Fungsi probabilitas poisson dengan parameter  $\mu$ , dimana  $\mu > 0$  dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$f(y; \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}; y = 0, 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

Dimana  $E[y] = Var[y] = \mu$

Model regresi poisson dengan pengamatan  $n$  data, variabel respon ( $Y_i$ ) dan variabel penjelas ( $X_i$ ) dengan  $i = 1, 2, 3, \dots, n$  dituliskan sebagai berikut :

$$Y_i = \mu_i + \varepsilon_i \quad (2.2)$$

Dimana  $\mu_i$  dinyatakan sebagai :

$$\mu_i = \mu_i(x_i) = \exp(\beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik}) \quad (2.3)$$

**Regresi Binomial Negatif**

Fungsi probabilitas dari sebaran binomial negatif dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$f(y, \mu, \theta) = \frac{\Gamma(y+1/\theta)}{\Gamma(1/\theta)y!} \left(\frac{1}{1+\theta\mu}\right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta\mu}{1+\theta\mu}\right)^y \quad (2.4)$$

Dimana  $E[y] = \mu$  dan  $Var[y] = \mu + \theta\mu^2$  dengan  $\theta$  sebagai parameter *dispersi*.

Fungsi eksponensial dari distribusi binomial negatif dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$f(y, \mu, \theta) = \exp \left\{ y \ln \left( \frac{\theta\mu}{1+\theta\mu} \right) + \frac{1}{\theta} \ln \left( \frac{1}{1+\theta\mu} \right) \ln \left( \frac{\Gamma(y+1/\theta)}{\Gamma(1/\theta)y!} \right) \right\} \quad (2.5)$$

Model regresi Binomial Negatif dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\mu_i = \mu_i(x_i) = \exp \left( \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} \right) + \varepsilon_i \quad (2.6)$$

Pengujian parameter model regresi binomial dilakukan secara uji simultan dan uji parsial, berikut merupakan hipotesis pengujian simultan:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } \beta_j \neq 0$$

Statistik Uji :

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

Keputusan tolak  $H_0$  jika  $D(\hat{\beta}) > \chi^2_{(\alpha,p)}$ , yang artinya paling sedikit ada satu buah variabel yang berpengaruh terhadap model. Kemudian dilanjutkan dengan pengujian parsial pada setiap variabel bebasnya, dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

Statistik Uji :

$$Z = \frac{\hat{\beta}_k}{se(\hat{\beta}_k)} \quad (2.7)$$

Keputusan tolak  $H_0$  jika  $|Z_{hitung}| > Z_{(\alpha/2)}$ , artinya variabel bebas  $j$  memberikan pengaruh pada model.

**PENGUJIAN SPASIAL**

Terdapat dua pengujian spasial yang akan di lakukan yaitu heterogenitas spasial dan dependensi spasial. Heterogenitas spasial dapat diketahui dengan pengujian *Breusch-Pagan (BP)*. Berikut sebagai hipotesisnya :

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma_3^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$$

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } \sigma_n^2 \neq \sigma^2$$

Statistik Uji :

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T Z(Z^T Z)^{-1} Z^T f \sim \chi^2_{(p)} \quad (2.8)$$

Keputusan tolak  $H_0$  jika  $BP > \chi^2_{(p)}$ , artinya variansi antarlokasi berbeda.

Dependensi spasial dapat diketahui dengan pengujian *Moran's I*. berikut sebagai hipotesisnya :

$$H_0: \text{Tidak terdapat dependensi spasial}$$

$$H_1: \text{terdapat dependensi spasial}$$

Statistik Uji :

$$Z_i = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (2.9)$$

Keputusan tolak  $H_0$  jika nilai  $|Z_{hitung}| > Z_{(\alpha/2)}$ , artinya terdapat dependensi spasial.

**Matriks Pembobot Spasial Dan Pemilihan Bandwith Optimum**

Keragaman spasial antar satu wilayah dengan yang lainnya ditunjukkan oleh matriks pembobot spasial. Matriks pembobot spasial ( $W$ ) merupakan fungsi jarak Euclidian antar titik lokasi pengamatan ke- $i$  dan titik lokasi pengamatan ke- $j$ . terdapat dua fungsi pembobot yang sering digunakan, yaitu fungsi *Fixed Kernel* dan fungsi *Adaptive Kernel*.

Fungsi *Adaptive Kernel* mempunyai *bandwith (h)* yang berbeda untuk setiap titik wilayah pengamatan. Berikut merupakan fungsi *Adaptive Bisquare Kernel* :

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2 & \text{untuk } d_{ij} \leq h_i \\ 0 & \text{untuk } d_{ij} > h_i \end{cases}$$

Dengan  $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$  yang merupakan jarak *euclidean* antar lokasi ( $u_i - u_j$ ) ke lokasi ( $v_i - v_j$ ).

*Bandwith* adalah pengontrol keseimbangan antara kesesuaian kurva terhadap data dan kemulusan data. Salah satu metode yang bisa digunakan untuk menentukan *bandwith* optimum adalah dengan metode *Cross Validation (CV)*. Metode CV cocok digunakan pada data yang memiliki bobot yang berbeda pada tiap unit observasinya. Berikut merupakan metode *Cross Validation (CV)* :

$$CV(l) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(l))^2 \quad (2.10)$$

Dengan  $\hat{y}_{\neq i}(l)$  merupakan penaksir  $y_i$  dimana pengamatan di lokasi  $i$  dihilangkan dari proses penaksiran.

**Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR)**

Model GWNBR merupakan metode hasil pengembangan dari model regresi Binomial Negatif yang efektif dalam menduga parameter data yang memiliki heterogenitas spasial dan mengalami *overdispersi*. Model GWNBR dapat dituliskan sebagai berikut :

$$y_i \sim NB[t_i \exp(\sum_k \beta_k(u_i, v_i)^{x_{ik}}), \theta_{(u_i, v_i)}] \quad (2.11)$$

- Dimana,
- $y_j$ : nilai observasi variabel dependen ke-j
- $t_j$ : *offset* variabel
- $x_{jk}$ : nilai observasi variabel prediktor ke-k pada pengamatan lokasi  $(u_j, v_j)$
- $\beta_k(u_j, v_j)$  : nilai observasi variabel prediktor ke-k pada pengamatan lokasi  $(u_j, v_j)$
- $\theta(u_j, v_j)$  : parameter dispersi untuk setiap lokasi  $(u_j, v_j)$
- $u_j$  : koordinat latitude titik pengamatan ke-j
- $v_j$  : koordinat lngitude titik pengamatan ke-j

Fungsi kepadatan peluang binomial negatif untuk setiap lokasi dapat dituliskan sebagai berikut :

$$f(y_i | x_i, \beta(u_i, v_i), \theta_i) = \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta})}{y_i! \Gamma(\frac{1}{\theta})} \left(\frac{1}{1 + \theta \mu}\right)^{1/\alpha} \left(\frac{\theta \mu}{1 + \theta \mu}\right)^y \sim NB(\mu_i, \theta_i) \quad (2.12)$$

dimana,

$$\mu = \exp\left(\left(x_i^T \beta(u_i, v_i)\right)\right)$$

$$\theta = \theta_i(u_i, v_i)$$

Terdapat tiga macam pengujian parameter dalam model GWNBR, yaitu uji kesamaan model GWNBR dengan regresi binomial negatif, pengujian simultan, dan pengujian parsial. Adapun pengujian simultan dan parsial pada model GWNBR sama dengan pengujian pada model regresi binomial negatif. Berikut merupakan hipotesis pengujian kesamaan :

$$H_0: \beta_j(u_i, v_i) = \beta_j$$

$$H_1: \beta_j(u_i, v_i) \neq \beta_j$$

Statistik Uji :

$$F_{hit} = \frac{\text{Devians Model A} / df_A}{\text{Devians Model B} / df_B} \quad (2.13)$$

Keputusan tolak  $H_0$  jika nilai  $F_{hit} > F_{(\alpha, df_A, df_B)}$ , artinya ada perbedaan yang signifikan antara model GWNBR dengan model binomial negatif.

**Multikolinearitas**

Multikolinearitas merupakan hubungan linear atau korelasi antara variabel prediktor di dalam suatu model regresi. Dengan adanya korelasi antar variabel prediktor dapat menyebabkan penduga parameter regresi yang dihasilkan memiliki galat yang sangat besar. Salah satu cara untuk mendeteksi adanya kasus multikolinearitas pada data dapat dilihat melalui nilai VIF (*Varian Inflation Factor*). Jika nilai  $VIF > 10$  menunjukkan adanya multikolinearitas. VIF dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (14)$$

Dimana  $R_j^2$  merupakan koefisien determinasi antar varibel prediktor.

**3. METODOLOGI PENELITIAN**

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistika Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2020. Unit penelitian berupa data per Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan. Variabel yang digunakan adalah jumlah penduduk miskin ( $Y$ ), tingkat kepadatan penduduk ( $X_1$ ), laju pertumbuhan ekonomi ( $X_2$ ), tingkat partisipasi angkatan kerja ( $X_3$ ), indeks pembangunan manusia ( $X_4$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_5$ ), dan persentase rumah tangga dengan status penguasaan tempat tinggal sendiri ( $X_6$ ). Lintang (longitude) Kabupaten/Kota ke- $i$  ( $u_i$ ), Bujur (latitude) Kabupaten/Kota ke- $i$  ( $v_i$ ).

**Prosedur Analisis**

Berikut merupakan tahapan analisis yang digunakan untuk mencapai tujuan penelitian :

- 1) Mendeskripsikan variabel dependen dan variabel independen.
- 2) Melakukan pengujian multikolinearitas.
- 3) Pemodelan regresi Poisson
  - a. Mengestimasi parameter model regresi Poisson
  - b. Melakukan pengujian overdispersi.
- 4) Pemodelan regresi binomial negatif
  - a. Mengestimasi parameter model regresi binomial negatif

- b. Melakukan pengujian signifikansi parameter model regresi binomial negatif secara simultan dan parsial
- 5) Melakukan Pengujian spasial
  - a. Pengujian Heterogenitas Spasial
  - b. Pengujian Dependensi Spasial
- 6) Pemodelan GWNBR
  - a. Menghitung jarak Euclidean antar lokasi pengamatan.
  - b. Menghitung *bandwith* optimal untuk setiap lokasi pengamatan.
  - c. Menghitung matriks pembobot dengan fungsi *Adaptive Bisquare Kernel*.
  - d. Melakukan Pengujian kesamaan model regresi binomial negatif dan model GWNBR.
  - e. Melakukan pengujian signifikansi parameter model GWNBR secara simultan dan parsial.
- 7) Interpretasi model GWNBR dan peta pengelompokkan berdasarkan faktor yang berpengaruh.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### Pengujian Multikolinearitas

Untuk mendeteksi adanya multikolinearitas dapat dilihat dari koefisien pearson ( $r_{i,j}$ ) dan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*).

**Tabel 4.1** Nilai Koefisien Pearson antar variabel

	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
$X_2$	0,28				
$X_3$	-0,26	0,11			
$X_4$	0,68	0,04	-0,28		
$X_5$	0,64	0,13	-0,43	0,82	
$X_6$	-0,64	-0,07	0,01	-0,79	-0,58

Jika nilai koefisien pearson ( $r_{i,j}$ ) lebih dari 0,95 maka diduga terdapat kasus multikolinearitas. Dari tabel 4.1 dapat dilihat bahwa semua variabel independen memiliki nilai koefisien pearson ( $r_{i,j}$ ) kurang dari 0,95 yang berarti bahwa tidak terdapat kasus multikolinearitas pada data.

**Tabel 4.2** Nilai VIF variabel prediktor

Variabel Prediktor	VIF
$X_1$	2,461
$X_2$	1,228
$X_3$	1,53

$X_4$	5,994
$X_5$	3,908
$X_6$	3,529

Jika nilai VIF lebih dari 10 maka dapat disimpulkan terdapat kasus multikolinearitas. Dari tabel 4.2 dapat dilihat bahwa tidak terdapat variabel yang nilai VIF-nya lebih dari 10, sehingga dapat disimpulkan tidak terdapat kasus multikolinearitas.

##### Pemodelan Regresi Poisson

##### *Estimasi parameter model regresi poisson*

**Tabel 4.3** Estimasi Parameter Model Regresi Poisson

	Estimasi	Z Value	Pr ( $ Z  > Z_{hit}$ )
$\hat{\beta}_0$	1.703e+01	250.49	<2e-16 *
$\hat{\beta}_1$	2.579e-04	249.78	<2e-16 *
$\hat{\beta}_2$	-4.573e-02	-72.64	<2e-16 *
$\hat{\beta}_3$	1.313e-02	46.88	<2e-16 *
$\hat{\beta}_4$	-1.225e-01	-167.75	<2e-16 *
$\hat{\beta}_5$	9.314e-02	78.82	<2e-16 *
$\hat{\beta}_6$	8.875e-03	35.94	<2e-16 *
Deviance: 126103		Df :17	
AIC : 126406			

Berdasarkan tabel 4.3 pada kolom Pr ( $|Z| > Z_{hit}$ ) jika dibandingkan dengan dengan p-value sebesar 0,25 dapat terlihat bahwa semua variabel berpengaruh signifikan, selain itu dapat juga dilihat dari nilai  $|Z_{hit}|$  yang dibandingkan dengan nilai  $Z_{\alpha/2}$ ;  $Z_{0,25/2} = 1,15$ . Apabila nilai dari  $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$  maka variabel memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon. Pada tabel 3 semua nilai  $|Z_{hit}|$  lebih besar dari 1,15. Sehingga variabel prediktor yang memberikan pengaruh terhadap variabel respon adalah  $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$ , dan  $X_6$

##### Overdispersi

Pendeteksian kasus overdispersi dapat dilakukan dengan membagi nilai deviance dengan derajat bebas pada model regresi poisson. Nilai deviance regresi poisson sebesar 126.103 dengan derajat bebasnya sebesar 17, sehingga didapatkan rasionya sebesar 7.417,82. Nilai tersebut lebih besar dari 1 sehingga disimpulkan data jumlah kemiskinan di Sulawesi Selatan 2020 terjadi kasus overdispersi.

Untuk mengatasi kasus overdispersi pada regresi poisson dapat dilakukan dengan menggunakan regresi binomial negatif. Berikut

merupakan penentuan nilai initial  $\theta$ , dengan tujuan meminimumkan parameter dispersi.

**Tabel 4.4** Nilai rasion Deviance/Df

Initial $\theta$	Deviance	Df	Deviance/Df
4	16,615	17	0,977
4,08	16,947	17	0,996
4,0928	17	17	1
4,1	17,03	17	1,001
4,15	17,238	17	1,014

Berdasarkan tabel 4.4 hasil *trial-error* didapatkan initial  $\theta$  sebesar 4,0928 yang memiliki rasio nilai deviance dengan df nya sebesar 1. Sehingga dilakukan pemodelan regresi binomial negatif dengan initial  $\theta$  sebesar 4,0928.

**Pemodelan Regresi Binomial Negatif**

**Estimasi parameter model regresi binomial negatif**

**Tabel 4.5** Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif

	Estimasi	Z Value	Pr ( $ Z  > Z_{hit}$ )
$\hat{\beta}_0$	15.4116607	2.643	0.01708 *
$\hat{\beta}_1$	0.0002830	3.033	0.00751 *
$\hat{\beta}_2$	-0.0501394	-0.906	0.37748
$\hat{\beta}_3$	0.0202329	0.852	0.40625
$\hat{\beta}_4$	-0.1123499	-1.824	0.08573
$\hat{\beta}_5$	0.0698646	0.766	0.45412
$\hat{\beta}_6$	0.0154248	0.769	0.45255
Deviance : 17		Df :17	
AIC : 533,03			

**Pengujian parameter model regresi binomial negatif**

Berdasarkan tabel 4.5 pada kolom Pr ( $|Z| > Z_{hit}$ ) jika dibandingkan dengan dengan p-value sebesar 0,25 dapat terlihat bahwa terdapat 2 variabel berpengaruh signifikan, selain itu dapat juga dilihat dari nilai  $|Z_{hit}|$  yang dibandingkan dengan nilai  $Z_{\alpha/2}$ ;  $Z_{0,25/2} = 1,15$ . Apabila nilai dari  $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$  maka variabel memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon. Pada tabel 3 terdapat 2 variabel dengan nilai  $|Z_{hit}|$  lebih besar dari 1,15 yaitu Variabel prediktor  $x_1$  dan  $x_4$ . Model regresi binomial negatif yang terbentuk adalah sebagai berikut :

$$\hat{\mu}_i = \exp (0.01708 + 0.00751 x_1 + 0.08573x_4)$$

**Pengujian Aspek Spasial**

**Heterogenitas Spasial**

Pengujian heterogenitas spasial dapat dilakukan dengan uji Breusch-Pagan. Hasil dari pengujian dengan software R didapatkan nilai BP test sebesar 7,9822 dan p-value sebesar 0,2423. Jika nilai BP dibandingkan dengan nilai  $\chi^2_{(0,25,6)}=7,84$  diketahui  $BP > \chi^2_{(0,25,6)}$ , selain itu nilai p-value  $< \alpha$  sehingga disimpulkan tidak terjadi heterogenitas spasial.

**Dependensi Spasial**

Hasil pengujian dependensi menggunakan software R p-value sebesar 0,717473. Jika dibandingkan dengan nilai  $\alpha$  sebesar 25% maka p-value  $> \alpha$ , selain itu nilai  $Z_I$  adalah sebesar 0,2261. Nilai ini lebih kecil jika dibandingkan dengan nilai  $Z_{0,25/2}$  yakni sebesar 1,15 sehingga disimpulkan gagal tolak  $H_0$ , tidak terdapat dependensi spasial antar wilayah. Artinya pengamatan suatu lokasi tidak dipengaruhi pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan.

**Pemodelan GNBR**

**Pengujian Kesamaan Model**

**Tabel 4.6** Perhitungan Kesamaan Model

Devians BN	df	Devians GWNBR	df	Fhitung
17	17	113803,7	17	0,0002108894

Dari perhitungan tabel 4.6, diketahui nilai F hitung sebesar 0,00021. Dengan menggunakan nilai alpha 0,25 maka diperoleh nilai F tabel sebesar 1,4604. Jika dibandingkan antara nilai  $F_{hitung}$  dan  $F_{tabel}$ , diketahui nilai  $F_{hitung}$  lebih kecil daripada  $F_{tabel}$ , sehingga Gagal Tolak  $H_0$ , yang artinya tidak ada perbedaan antara model Binomial Negatif dan model GWNBR.

**Pengujian Serentak**

**Tabel 4.7** Perhitungan Pengujian Serentak

Devians GWNBR	Df	$\chi^2_{(0,25,6)}$
113803,7	17	7,84

Jika nilai devians dibandingkan dengan nilai  $\chi^2_{(0,25,6)}$  dapat disimpulkan tolak  $H_0$ , artinya paling tidak ada satu variabel yang memberi pengaruh terhadap model.

**Pengujian Parsial**

Hasil pengujian signifikansi dengan software R, didapatkan parameter yang signifikan berbeda-beda dalam setiap kabupaten/kota. Nilai  $|Z_{hit}|$  pada parameter setiap kabupaten/kota dibandingkan dengan nilai  $Z_{\alpha/2}$ ;  $Z_{0,25/2} = 1,15$ . Apabila nilai dari  $|Z_{hit}| > 1,15$  maka variabel memberi pengaruh terhadap model. Parameter yang signifikan dapat dilihat pada tabel 4.8.

**Tabel 4.8** Pengelompokkan Kabupaten/Kota Berdasarkan Variabel yang Signifikan dalam Model GWNBR

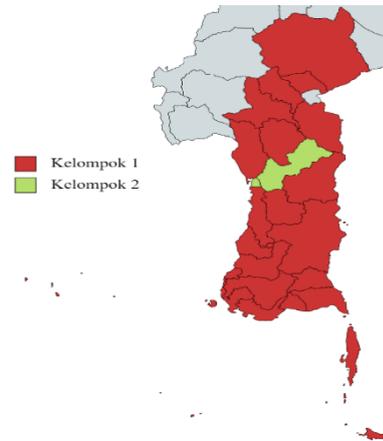
Ke	Kabupaten dan Kota	Variabel yang Signifikan
1	Kepulauan Selayar, Bulukumba, Bantaeng, Jeneponto, Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Pangkajene, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Pinrang, Enrekang, Luwu, TanaToraja, Luwu Utara, Luwu Timur, Toraja Utara, Kota Makassar, Kota Palopo	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5,$ <i>dan</i> $X_6$
2	Sidrap, Kota Parepare	$X_1, X_4, X_5,$ <i>dan</i> $X_6$

Berdasarkan tabel 4.8, variabel prediktor yang memberi pengaruh terhadap jumlah penduduk miskin setiap Kabupaten/kota di Sulawesi Selatan terbagi menjadi 2.

Pertama, kelompok 1 di 22 Kabupaten/Kota dengan 6 variabel yang signifikan yaitu, tingkat kepadatan penduduk ( $X_1$ ), laju pertumbuhan ekonomi ( $X_2$ ), tingkat partisipasi angkatan kerja ( $X_3$ ), indeks pembangunan manusia ( $X_4$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_5$ ), dan persentase rumah tangga dengan status penguasaan tempat tinggal sendiri ( $X_6$ ).

Kedua, kelompok 2 di 2 Kabupaten/Kota dengan 4 variabel yang signifikan, yakni tingkat kepadatan penduduk ( $X_1$ ), indeks pembangunan manusia ( $X_4$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_5$ ), dan persentase rumah tangga dengan status penguasaan tempat tinggal sendiri ( $X_6$ ), berikut gambar 9 merupakan peta pengelompokkan Kabupaten/kota berdasarkan variabel yang signifikan.

**Gambar 4.9** Peta Pengelompokan Kabupaten/Kota berdasarkan variabel yang signifikan



Berdasarkan pada gambar 4.9 menunjukkan bahwa pengelompokkan yang terbentuk memiliki pola yang saling berdekatan, baik itu pada kelompok 1 dan kelompok 2.

Pemilihan model terbaik dapat dilihat berdasarkan nilai *AIC* terkecil di antara 3 model dibawah ini.

**Tabel 4.10** Pemilihan model terbaik dengan kriteria *AIC*

Model	<i>AIC</i>
Regresi Poisson	126,406
Regresi BN	533,03
GWNBR	518,11

Berdasarkan tabel 4.10 dapat diperhatikan bahwa nilai *AIC* terkecil diantara 3 model di atas adalah model GWNBR, sehingga dapat disimpulkan bahwa pada penelitian ini model GWNBR merupakan model yang terbaik untuk digunakan.

**5. KESIMPULAN**

Pemodelan jumlah penduduk miskin di Sulawesi Selatan lebih tepat menggunakan regresi binomial negatif dibandingkan regresi poisson, hal ini dikarenakan adanya overdispersi pada data. Pada regresi poisson didapatkan bahwa semua variabel signifikan berpengaruh dan pada regresi binomial negatif didapatkan 2 variabel yang memberi pengaruh, yaitu tingkat kepadatan penduduk ( $X_1$ ) dan indeks pembangunan manusia ( $X_4$ ). Dengan menggunakan pembobotan *adaptive bisquare kernel* didapatkan 2 pengelompokkan berdasarkan variabel yang memberi pengaruh.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amaliasari, C. (2015). Penggunaan Pembobot Adaptive Gaussian Kernel Dan Adaptive Bisquare Kernel Pada Model Geographically Weighted Negative Binomial Regression (Gwnbr). *Sarjana thesis, Universitas Brawijaya*.
- [2] BPS. (2020). *Sulawesi Selatan Dalam Angka 2020*. Makassar: BPS Provinsi Sulawesi Selatan.
- [3] Hilbe, J. (2011). *Negative Binomial Regression*. New York: Cambridge University Press.
- [4] J.A, M. P. (1989). *Generalized Linear Models*. London: Chapman and Hall.
- [5] Purhadi, E. E. (2014). Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur dengan Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR). *JURNAL SAINS DAN SENI POMITS Vol. 3, No. 2,, 188*.
- [6] Regression, P. J. (2021). Puji NataShia. *University of Riau*.
- [7] Resti Anita Razak, I. M. (2019). Penerapan Cross Validation (CV) dalam Pemilihan Bandwidth Optimal pada Pemodelan Regresi Nonparametrik Kernel (Studi Kasus: Gizi Buruk pada Balita Di Indonesia). *Prosiding Mahasiswa Seminar Nasional Unimus. E-Journal Of UNIMUS*.
- [8] Ricardo, A. &. (n.d.). *Geographically Weighted Negative Binomial Regression-Incorporating Overdispersion*. Business Media New York : Springer Science.
- [9] Risky, A., Goejantoro, R., & Wasono. (2017). Pemodelan Geographically Weighted Regression (Gwr) Dengan Fungsi Pembobot Adaptive Kernel Bisquare Untuk Angka Kesakitan Demam Berdarah di Kalimantan Timur Tahun 2015. *Jurnal Eksponensial*.
- [10] S.D.Oluwajana, P. P. (2020). Macro-Level Collison Prediction Using Geographically Weighted Negative Binomial Regression . *Journal of Transportation Safety & Security*.
- [11] Ulhaq, H. (2020). Geographically Weighted Logistic Regression (Gwlr) With Gaussian Adaptive Kernel Weighting Function, Bisquare, And Tricube In Case Of Malnutrition Of Toddlers In Indonesia. *Jurnal Litbang Edusaintech*.
- [12] Ulin Nuha Nabila, Y. W. (2021). Fungsi Pembobot Kernel Tetap Gaussian Dan Fungsi Kernel Adaptif Bisquare Pada Model Geographically Weighted Negative Binomial Regression (Gwnbr). *Repository Ugm*.
- [13] Wati, F. (2020). Pemodelan Geographically Weighted Poisson Regression dengan Fungsi Pembobot Adaptive Bisquare pada Kasus Kusta di Pulau Kalimantan Tahun 2018. *Universitas Mulawarman Scientific Repository*.