

## Pemodelan Faktor-Faktor yang Berpengaruh Terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Kalimantan dengan *Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR)*

### *The Model of Affect Factors to Human Development Index in Kalimantan with Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) Method*

Lili Widyastuti<sup>1</sup>, Desi Yuniarti<sup>2</sup>, dan Memi Nor Hayati<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Laboratorium Statistika Terapan FMIPA Universitas Mulawarman

<sup>2</sup>Laboratorium Statistika Ekonomi dan Bisnis Jurusan Matematika FMIPA Universitas Mulawarman

E-mail: [widyastutilili@gmail.com](mailto:widyastutilili@gmail.com)

#### Abstract

*Human Development Index (HDI) is an indicator to measure the success in building the quality of human life (community/population) and HDI can be used to see the results of the development. The average of Kalimantan HDI in 2016 has low HDI value however there is also high HDI value. Be observed from the score of those HDI, Kalimantan only has two categories those are medium and high. The statistical method used for determining the IPM model is the Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) method. GWLR is a local form of logistic regression in which geographic factors are considered and it is assumed that the data distributed Bernoulli are used to analyzing spatial data. This research was conducted to know the model of HDI and the factors that influence HDI in Kalimantan with GWLR using Adaptive Bisquare Kernel. The results showed that by using Adaptive Bisquare Kernel there are 56 different models for each district/city with the factors that affect the HDI in Kalimantan in 2016 vary by district/city as follows; the percentage of the poor population, the percentage of open unemployment, the percentage of the population graduated from college.*

*Keywords: Adaptive Bisquare Kernel, Geographically Weighted Logistic Regression, HD*

#### Pendahuluan

Pembangunan merupakan suatu langkah dalam membuat sesuatu yang belum ada menjadi ada atau membuat suatu perubahan yaitu membuat sesuatu menjadi lebih baik atau meningkat. Manusia adalah kekayaan bangsa yang sesungguhnya. Tujuan utama pembangunan adalah kesejahteraan rakyat. Keberhasilan diukur dari beberapa parameter, dan paling populer saat ini adalah Indeks Pembangunan Manusia (IPM) atau *Human Development Indeks* (HDI). IPM didefinisikan sebagai proses perluasan pilihan bagi penduduk (*enlarging people choice*). IPM merupakan indikator penting untuk mengukur keberhasilan dalam upaya membangun kualitas hidup manusia (masyarakat/penduduk) dan bagaimana penduduk dapat mengakses hasil pembangunan dalam memperoleh pendapatan, kesejahteraan, pendidikan dan sebagainya. Di dalam IPM memiliki tiga dimensi dasar, yaitu umur panjang dan hidup sehat (*a long and healthy life*), pengetahuan (*knowledge*), dan standar hidup layak (*decent standard of living*) (BPS, 2017).

Berdasarkan data BPS IPM di Kalimantan hanya memiliki dua kategori yaitu sedang dan tinggi. Nilai IPM Kalimantan Timur merupakan salah satu nilai IPM tinggi dengan pencapaian 74,59% sedangkan di Provinsi Kalimantan Selatan, Kalimantan Tengah, Kalimantan Utara dan Kalimantan Barat termasuk ke dalam nilai IPM

sedang dengan nilai mencapai 69,05%, 69,13%, 69,0% dan 65,88%. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor seperti penduduk miskin, kontribusi sektor industri dalam PDRB, tingkat pengangguran terbuka, persentase penduduk yang lulus perguruan tinggi, jumlah tenaga kesehatan, jumlah sarana kesehatan dan rata-rata pengeluaran konsumsi setiap bulannya pada beberapa kabupaten/kota. Dengan adanya beberapa faktor tersebut mengakibatkan permasalahan spasial dan pada akhirnya akan mempengaruhi perubahan IPM di Kalimantan (BPS, 2017).

Dalam mengatasi permasalahan di mana variabel respon berbentuk kategorik sedangkan variabel prediktornya diskrit, kontinu ataupun gabungan dari keduanya maka metode statistika yang tepat digunakan adalah *Geographically Weighted logistic Regression* (GWLR). GWLR adalah metode nonparametrik yang merupakan bentuk lokal dari regresi logistik. Dalam model GWLR, variabel respon diasumsikan berdistribusi Bernoulli. Variabel respon diprediksi dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi di mana data tersebut diamati (Pradita, 2011).

Sebelumnya penelitian yang mengkaji pengembangan model regresi logistik untuk data spasial diantaranya adalah Pradita (2011) menganalisa *Geographically Weighted Logistic Regression* dan Aplikasinya, Studi Kasus : IPM di Provinsi Jawa Timur dengan menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* dan

*Adaptive Bisquare Kernel*, penelitian ini menyimpulkan bahwa model GWLR dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* adalah model yang sesuai untuk memodelkan IPM Provinsi Jawa Timur tahun 2007.

Penelitian ini dibatasi pada model IPM tiap kabupaten/kota yang ada di Kalimantan pada tahun 2016 menggunakan metode GWLR dengan fungsi pembobot *Adaptive Bisquare Kernel*. Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu mengetahui bagaimana model IPM menurut kabupaten/kota di Kalimantan menggunakan GWLR serta mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi IPM tiap kabupaten/kota di Kalimantan tahun 2016.

**Regresi Logistik Biner**

Regresi logistik merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mencari hubungan variabel respon yang bersifat dikotomus (berskala nominal atau ordinal dengan dua kategori) atau polikotomus (mempunyai skala nominal atau ordinal dengan lebih dari dua kategori) dengan satu atau lebih variabel prediktor yang bersifat kontinu atau kategorik (Agresti, 2002). Perbedaan regresi linier sederhana dan regresi logistik terletak pada jenis variabel responnya. (Hastono, 2006).

Regresi logistik termasuk dalam model linier umum (*Generalized Linier Models* atau GLM). Hasil observasi variabel acak respon  $Y$  mempunyai dua kategori sehingga mengikuti distribusi Bernoulli dengan fungsi kepadatan peluang (Hosmer and Lemeshow, 2000):

$$P(Y = y) = \pi^y (1 - \pi)^{1-y}; y = 0 \text{ atau } 1 \quad (1)$$

Di mana jika  $y = 0$  maka  $P(Y = 0) = 1 - \pi$  dan jika  $y = 1$  maka  $P(Y = 1) = \pi$

Secara umum, fungsi yang digunakan adalah fungsi logit, maka distribusi peluang yang digunakan adalah fungsi logistik yaitu:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (2)$$

Untuk mempermudah pendugaan parameter regresi suatu fungsi hubung logit dirumuskan sebagai berikut:

$$g(x) = \ln \left[ \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (3)$$

$$g(x) = \ln \left[ \frac{P(Y=1|x)}{P(Y=0|x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (4)$$

Model regresi logistik pada persamaan (2) dituliskan dalam bentuk.

$$\pi(x) = \frac{\exp(g(x))}{1 + \exp(g(x))} \quad (5)$$

Pengujian regresi logistik dilakukan dengan dua cara yaitu pengujian parameter secara serentak dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter  $\beta$  terhadap variabel respon dengan menggunakan statistik uji  $G$  dan pengujian parameter secara parsial dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter  $\beta$  terhadap variabel respon secara parsial dengan menggunakan statistik uji *Wald* (Hosmer dan Lemeshow, 2002).

**Pendeteksian Non Multikolinieritas**

Menurut Hocking (1996) pendeteksian adanya kasus Multikolinieritas dinyatakan sebagai berikut:

1. *Variance Inflation Factors* (VIF) > 10  
VIF dinyatakan sebagai berikut:

$$VIF_k = \frac{1}{1 - R_k^2} \quad (6)$$

Dengan  $R_k^2$  adalah koefisien determinasi antara  $X_k$  dengan variabel prediktor lainnya.  $VIF_k$  yang lebih besar dari 10 menunjukkan adanya kolinieritas antar variabel-variabel prediktor.

2. Nilai koefisien korelasi Pearson ( $r$ ) antar variabel-variabel prediktor. Jika nilai koefisien korelasi Pearson antar variabel lebih besar dari 0,95 ( $r > 0,95$ ) maka mengindikasikan adanya masalah kolinieritas.
3. Nilai *eigen* pada matriks korelasi. Jika nilai *eigen* antar semua variabel prediktor lebih kecil dari 0,05 maka antar variabel prediktor terdapat masalah kolinieritas.

Solusi untuk mengatasi adanya kasus tersebut adalah dengan mengeluarkan variabel prediktor yang tidak signifikan.

**Pemilihan Pembobot (Weight) dan Bandwidth Optimum**

Sebelum pembobot ditentukan harus dihitung dahulu  $d_{ij}$  yang merupakan jarak lokasi  $(u_i, v_i)$  dengan lokasi lokasi  $(u_j, v_j)$  menggunakan jarak *Euclidean* yaitu (Chasco dkk, 2007):

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (7)$$

Untuk menentukan besarnya pembobot masing-masing lokasi yang berbeda pada model GWLR, diantaranya adalah menggunakan Fungsi *Adaptive Kernel*. Pembobot Fungsi *Adaptive Kernel* diantaranya adalah (Prasetyawan, 2011).

1. *Adaptive Gaussian Kernel*  
 $w_j(u_i, v_i) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{d_{ij}}{h_i} \right)^2 \right]$  (8)

2. Adaptive Bisquare Kernel

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2, & \text{jika } d_{ij} \leq h_i \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > h_i \end{cases} \quad (9)$$

3. Adaptive Tricube Kernel

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^3\right)^3, & \text{jika } d_{ij} \leq h_i \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > h_i \end{cases} \quad (10)$$

Nilai pembobot dari suatu data akan mendekati 1 jika jaraknya berdekatan atau berhimpitan dan semakin kecil sehingga mendekati nol jika jaraknya semakin jauh (Aji, 2014).

Menurut Fotheringham, et al. (2002) ada beberapa metode yang sering digunakan dalam memilih *bandwidth* optimum, salah satunya yaitu metode *Cross Validation* (CV), dengan rumus sebagai berikut:

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \quad (11)$$

di mana  $\hat{y}_{(i)}(h)$  adalah *fitted value* dari  $y_i$  dengan pengamatan di lokasi  $(u_i, v_i)$  dihilangkan dari proses *fitting*. Untuk mendapatkan nilai  $h$  yang optimal maka dipeoleh dari  $h$  yang menghasilkan CV yang minimum.

**Model Geographically Weighted Logistic Regression**

Dalam model GWLR, variabel respon diprediksi dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi di mana data tersebut diamati. Model GWLR dapat ditulis sebagai berikut (Fathurahman dkk, 2016):

$$\pi(x_j) = \frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{jk})}{1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{jk})}; j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

Bentuk logit untuk model GWLR yang dinyatakan dengan  $g(x_j)$  adalah sebagai berikut:

$$g(x_j) = \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_{j1} + \beta_2(u_i, v_i)x_{j2} + \dots + \beta_p(u_i, v_i)x_{jp} \quad (13)$$

Estimasi parameter model GWLR dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Langkah pertama yang harus dilakukan yaitu membentuk fungsi likelihoodnya sebagai berikut:

$$L(\beta(u_i, v_i)) = \prod_{j=1}^n P(Y = y_j) = \left\{ \prod_{j=1}^n \pi(x_j)^{y_j} (1 - \pi(x_j))^{1-y_j} \right\} = \left\{ \prod_{j=1}^n [1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{jk})]^{-1} \times \exp[\sum_{k=0}^p (\sum_{j=1}^n y_j x_{jk}) \beta_k(u_i, v_i)] \right\}$$

Selanjutnya membentuk fungsi ln likelihood

$$\ln L(\beta(u_i, v_i)) = \sum_{k=0}^p (\sum_{j=1}^n y_j x_{jk}) \beta_k(u_i, v_i) - \sum_{j=1}^n \ln \{1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{jk})\} \quad (14)$$

Faktor letak geografis merupakan faktor pembobot pada model GWLR. Faktor ini memiliki nilai yang berbeda setiap lokasi yang menunjukkan sifat lokal pada model GWLR. Oleh karena itu, pembobot diberikan pada fungsi ln *likelihood* untuk mendapatkan model GWLR (Pradita, 2011),

$$\ln L^*(\beta_k(u_i, v_i)) = \sum_{k=0}^p (\sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i)y_j x_{jk}) \beta_k(u_i, v_i) - \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \ln \{1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{jk})\} \quad (15)$$

Penaksiran parameter dilakukan dengan melakukan turunan parsial pertama persamaan (15) terhadap parameter yang akan ditaksiran kemudian disamakan dengan nol, sehingga diperoleh

$$\frac{\partial L^*}{\partial \beta_k(u_i, v_i)} = \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) y_j x_{jk} - \sum_{j=1}^n x_{jk}(x_j) w_j(u_i, v_i) = 0 \quad (16)$$

Berdasarkan persamaan (16) diperoleh fungsi yang tidak *closed-form*. Oleh karena itu untuk mendapatkan penaksir parameter model GWLR digunakan pendekatan numerik. Salah satu pendekatan numerik yang dapat digunakan adalah metode iterasi Newton-Raphson. Metode ini membutuhkan turunan kedua fungsi ln likelihood terboboti terhadap parameter yang akan ditaksir. Hasil turunan parsial kedua yang diperoleh adalah:

$$\frac{\partial^2 L^*}{\partial \beta_k(u_i, v_i) \partial \beta_k(u_i, v_i)} = - \sum_{j=1}^n x_{jk} x_{jk} w_j(u_i, v_i) \pi(x_j) (1 - \pi(x_j)) \quad (17)$$

Persamaan yang digunakan dalam proses iterasi Newton-Raphson untuk mendapatkan nilai  $\hat{\beta}(u_i, v_i)$  adalah :

$$\beta^{(t+1)}(u_i, v_i) = \beta^{(t)}(u_i, v_i) - \left[ \mathbf{H}(\beta^{(t)}(u_i, v_i)) \right]^{-1} \mathbf{g}(\beta^{(t)}(u_i, v_i)) \quad (18)$$

dengan  $\beta(u_i, v_i)$  adalah parameter yang akan ditaksir,

$$\beta(u_i, v_i) = [\beta_0(u_i, v_i), \beta_1(u_i, v_i), \dots, \beta_p(u_i, v_i)]$$

$\mathbf{g}(\beta^{(t)}(u_i, v_i))$  adalah matriks Hessians,

$$\mathbf{g}(\beta^{(t)}(u_i, v_i)) = [g_0, g_1, \dots, g_p]^T, g_0 = \frac{\partial L^*}{\partial \beta_0(u_i, v_i)}, g_1 = \frac{\partial L^*}{\partial \beta_1(u_i, v_i)}, \dots, g_p = \frac{\partial L^*}{\partial \beta_p(u_i, v_i)}$$

$\mathbf{H}(\beta(u_i, v_i))$  adalah matriks Hessians,

$$\mathbf{H}(\beta(u_i, v_i)) = \begin{bmatrix} h_{01} & h_{02} & \dots & h_{0p} \\ h_{10} & h_{22} & \dots & h_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{p0} & h_{p2} & \dots & h_{pp} \end{bmatrix}$$

Proses iterasi berhenti pada keadaan konvergen, yaitu  $\|\beta^{(t+1)}(u_i, v_i) - \beta^{(t)}(u_i, v_i)\| \leq \epsilon$ ,

dimana  $\varepsilon$  adalah bilangan yang sangat kecil. Hasil penaksir yang diperoleh adalah  $\beta^{(t+1)}(u_i, v_i)$  pada iterasi terakhir. Prosedur iterasi ini diulang untuk setiap lokasi ke- $i$ , sehingga dapat diperoleh penaksir parameter lokal model GWLR (Fathurahman dkk, 2016).

Selanjutnya uji serentak yaitu uji hipotesis serentak pada parameter variabel prediktor lokal. Dengan bentuk hipotesis sebagai berikut (Aji, 2014):

$$H_0: \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1: \text{paling tidak terdapat satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$$

$$k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji :

$$G^2 = -2(\sum_{j=1}^n [y_{1j} \ln \hat{\pi}(x) + y_{0k} \ln(1 - \hat{\pi}(x))] -$$

$$\sum_{j=1}^n [n_{1j} \ln(n_{1j}) + n_{0k} \ln(n_{0k}) + n \ln(n)]) \quad (19)$$

Statistik uji mendekati distribusi *chi-square* dengan derajat bebas. Kriteria pengujianya adalah tolak  $H_0$  jika nilai, dimana nilai dapat diperoleh dari table *chi-square*. Selanjutnya dilakukan parameter model GWLR secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut (Anggarini, 2012):

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

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

Statistik uji :

$$W_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{SE(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))} \quad (20)$$

Statistik uji pada persamaan (20) mendekati distribusi normal standar. Kriteria pengujianya adalah tolak  $H_0$  jika nilai . Nilai dapat diperoleh dari tabel distribusi normal standar. Menolak  $H_0$  jika  $|W_{hit}| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$ .

### Indeks Pembangunan Manusia

Indeks pembangunan manusia (IPM) merupakan indikator yang digunakan untuk melihat perkembangan manusia, terdapat dua aspek yang perlu diperhatikan, yaitu kecepatan dan status pencapaian. IPM digunakan untuk mengklasifikasikan apakah sebuah negara adalah negara maju, negara berkembang atau negara terbelakang dan juga untuk mengukur pengaruh dari kebijaksanaan ekonomi terhadap kualitas hidup. Perkembangan angka IPM memberikan indikasi peningkatan atau penurunan kinerja pembangunan manusia. IPM disusun dari tiga dimensi dasar yaitu umur panjang dan hidup sehat (*a long and a healthy life*), pengetahuan (*knowledge*) dan standar hidup layak (*decent standard of living*) (BPS, 2017).

### Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data persentase kejadian penyakit diare dari tiap kabupaten/kota di Kalimantan

tahun 2016. Terdiri dari satu variabel respon (Y) yaitu IPM di Kalimantan memiliki dua kategori yaitu  $Y = 0$  untuk  $60 \leq IPM < 70$  untuk nilai IPM rendah dan kategori  $Y = 1$  untuk  $70 \leq IPM < 80$  untuk nilai tinggi dan tujuh variabel prediktor yaitu kontribusi sektor dalam PDRB, penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka, persentase penduduk yang lulus perguruan tinggi, jumlah tenaga kesehatan, jumlah sarana kesehatan dan rata-rata pengeluaran konsumsi tiap bulannya di Kalimantan beserta letak koordinat (*latitude* dan *longitude*) untuk masing-masing wilayah.

### Statistika Deskriptif IPM Kalimantan

Statistika deskriptif digunakan untuk mendeskripsikan data IPM di Kalimantan pada tahun 2016 dan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Hasil deskriptif dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1. Statistika Deskriptif IPM di Kalimantan

Variabel	Rata-rata	SD	Min	Maks
$X_1$	8,102	0,755	0,130	25,500
$X_2$	6,808	0,340	2,910	13,510
$X_3$	5,472	0,329	1,990	11,190
$X_4$	2,914	0,112	1,790	4,640
$X_5$	442,1	40,7	58,0	1500,0
$X_6$	95,4	15,2	10,0	531,0
$X_7$	56,009	0,778	44,580	68,470

Berdasarkan Tabel 1 diketahui pada data kontribusi sektor industri dalam PDRB ( $X_1$ ) di tiap kabupaten/kota di Kalimantan pada tahun 2016 memiliki rata-rata adalah 8,102% dengan kontribusi PDRB minimum 0,130% dan maksimum 25,500% dengan standar deviasi sebesar 0,755%. Rata-rata persentase penduduk miskin ( $X_2$ ) pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan pada tahun 2016 adalah 6,808% dengan maksimum persentase penduduk miskin adalah 13,510% dan minimum 2,910% dengan standar deviasi sebesar 0,340%. Rata-rata persentase tingkat pengangguran terbuka ( $X_3$ ) pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan pada tahun 2016 adalah 5,472% dengan tingkat pengangguran terbuka maksimum adalah 11,190% dan minimum 2,910% dengan standar deviasi sebesar 0,340%. Persentase penduduk yang lulus perguruan tinggi ( $X_4$ ) pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan pada tahun 2016 adalah 2,914% dengan nilai maksimum persentase penduduk yang lulus perguruan tinggi adalah 4,640% dan minimum sebanyak 1,790% dengan standar deviasi sebesar 0,112%. Rata-rata banyaknya jumlah sarana kesehatan ( $X_5$ ) pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan pada tahun 2016 adalah 442,1 banyaknya sarana dengan maksimum adalah 1.500 sarana dan minimum 58 banyaknya sarana dengan standar deviasi sebesar



40,7. Rata-rata jumlah tenaga kesehatan ( $X_6$ ) pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan pada tahun 2016 adalah 95,4 tenaga kesehatan dengan maksimum adalah 531 banyaknya tenaga kesehatan dan minimum 10 tenaga kesehatan dengan standar deviasi sebesar 15,2. Rata-rata konsumsi makanan ( $X_7$ ) pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan pada tahun 2016 adalah 56,009 dengan maksimum konsumsi makanan adalah 44,580 dan minimum sebesar 44,580 dengan standar deviasi sebesar 0,778.

**Pendeteksian Non Multikolinieritas**

Sebelum menganalisis GWLR, maka perlu dilakukan pendeteksian multikolinieritas untuk mengetahui apakah terdapat korelasi atau hubungan kuat antara dua variabel prediktor atau lebih dalam sebuah model regresi. Pada penelitian ini untuk mengetahui apakah terjadi kolinearitas digunakan yaitu dengan *VIF* (*Variance Inflation Factors*).

Tabel 2. Nilai *VIF* Variabel Prediktor

Variabel	Nilai <i>VIF</i>
$X_1$	1,259
$X_2$	1,254
$X_3$	1,156
$X_4$	1,080
$X_5$	1,644
$X_6$	1,596
$X_7$	1,204

Nilai *VIF* masing-masing variabel prediktor menunjukkan nilai kurang dari 10 yang artinya bahwa antar variabel prediktor tidak saling berkorelasi.

**Model Awal Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) dengan Pembobot Adaptive Bisquare Kernel**

Model awal GWLR untuk data IPM tiap kabupaten/kota di Kalimantan berdasarkan pada persamaan (20) adalah sebagai berikut:

$$g(x_i) = \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_{i1} + \beta_2(u_i, v_i)x_{i2} + \beta_3(u_i, v_i)x_{i3} + \beta_4(u_i, v_i)x_{i4} + \beta_5(u_i, v_i)x_{i5} + \beta_6(u_i, v_i)x_{i6} + \beta_7(u_i, v_i)x_{i7}$$

Keterangan:

- $X_1$  : Kontribusi sektor industri dalam PDRB pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan (persen)
- $X_2$  : Persentase Penduduk miskin pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan (persen)
- $X_3$  : Persentase tingkat pengangguran terbuka kabupaten/kota di Kalimantan (persen)
- $X_4$  : Persentase penduduk yang lulus perguruan tinggi pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan (persen)

- $X_5$  : Jumlah tenaga kesehatan dokter/bidan/perawat/apoteker pada tiap kabupaten/kota di Kalimantan (orang)
- $X_6$  : Jumlah sarana kesehatan berupa rumah sakit umum maupun swasta, puskesmas dan puskesmas bantuan tiap kabupaten/kota di Kalimantan (unit)
- $X_7$  : Rata-rata pengeluaran konsumsi tiap bulannya di kabupaten/kota di Kalimantan (persen)

**Estimasi Parameter Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) dengan Pembobot Adaptive Bisquare Kernel**

Penaksir parameter model GWLR diperoleh dengan memasukkan pembobot spasial.

Tabel 3. Deskriptif Taksiran Nilai Parameter Model GWLR dengan Adaptive Bisquare Kernel

Variabel	Nilai $\beta$	
	Minimum	Maksimum
Konstanta	-1,416974	-0,484543
$X_1$	-0,193803	0,369076
$X_2$	-0,042792	1,172169
$X_3$	0,605986	1,141259
$X_4$	0,628467	1,119884
$X_5$	1,129320	2,040354
$X_6$	-0,338152	0,476694
$X_7$	-0,525379	0,284076

Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai minimum untuk estimasi parameter konstanta terletak di kota Banjar yaitu bernilai -1,416974 sedangkan nilai maksimum terletak di kota Tarakan yaitu bernilai -0,484543. Nilai minimum untuk estimasi parameter kontribusi sektor industri dalam PDRB terhadap IPM terletak di daerah Kabupaten Kayong Utara yaitu bernilai -0,193803 sedangkan nilai maksimum berada di Kabupaten Penajam Paser Utara yaitu bernilai 0,369076. Nilai minimum untuk estimasi parameter persentase penduduk miskin terhadap IPM berada di Kabupaten Sambas yaitu -0,042792 sedangkan nilai maksimum 1,172169 berada di Kota Samarinda. Nilai minimum untuk estimasi parameter untuk persentase tingkat pengangguran terbuka terhadap IPM berada di Kota Tarakan yaitu 0,605986 sedangkan nilai maksimum yaitu 1,141259 berada di Kabupaten Gunung Mas. Nilai minimum untuk estimasi parameter persentase penduduk yang lulus perguruan tinggi terhadap IPM minimum yaitu 0,628467 berada di Kabupaten Bengkayang sedangkan nilai maksimum yaitu 1,119884 berada di Kota Banjar. Nilai minimum untuk estimasi parameter jumlah tenaga kesehatan terhadap IPM yaitu bernilai 1,129320 berada di Kotawaringin Timur sedangkan nilai maksimum yaitu 2,040354 berada di Kabupaten Seruyan. Nilai minimum untuk estimasi parameter jumlah sarana kesehatan

terhadap IPM minimum yaitu bernilai -0,338152 berada di Kabupaten Kapuas sedangkan maksimum 0,476694 berada di Kota Samarinda. Nilai minimum untuk estimasi parameter rata-rata pengeluaran konsumsi terhadap IPM minimum berada di Kota Banjar yaitu bernilai -0,525379 sedangkan nilai maksimum 0,284076 berada di Kabupaten Sambas.

**Pengujian Parameter Model GWLR dengan Adaptive Bisquare Kernel**

Pengujian hipotesis pertama untuk model GWLR adalah pengujian serentak. Pengujian ini bertujuan untuk menguji signifikansi parameter model GWLR secara bersama-sama (serentak). Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0: \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_7(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1: \text{paling tidak terdapat satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; k = 1, 2, \dots, 7$$

Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji  $G^2$ . Hasil pengujian serentak dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Pengujian Serentak Model GWLR

Statistik $G^2$	df
36,928	13,232

Berdasarkan Tabel 4, terlihat bahwa nilai statistik uji  $G^2$  sebesar 36,928 lebih dari nilai  $\chi^2_{(0,1;13,232)}$  sebesar 20,102464. Hal ini menunjukkan bahwa minimal ada satu variabel bebas yang berpengaruh signifikan terhadap IPM kabupaten/kota di Kalimantan.

Pengujian hipotesis yang kedua untuk model GWLR adalah pengujian parsial. Pengujian parameter model secara parsial untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap IPM di setiap lokasi  $(u_i, v_i)$  maka hipotesisnya adalah:

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

$$H_1: \beta_k(u_i, v_i) \neq 0, k = 0, 1, 2, \dots, 7$$

Hasil pengujian parsial model GWLR untuk kabupaten Paser seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Pengujian Parsial untuk Paser

Variabel	$W_{hitung}$
Konstanta	-1,398819
$X_1$	0,865816
$X_2$	1,731357
$X_3$	1,557719
$X_4$	1,823139
$X_5$	2,380254
$X_6$	0,678782
$X_7$	-0,022741

Karena nilai  $Z_{(\frac{0,1}{2})} = 1,64$  maka diputuskan menolak  $H_0$  dan dapat disimpulkan parameter yang signifikan adalah variabel persentase penduduk miskin, persentase penduduk yang lulus perguruan tinggi dan banyaknya jumlah tenaga kesehatan (dokter, bidan, perawat dan apoteker)

di Kabupaten Paser. Sehingga didapatkan model GWLR untuk IPM di Kabupaten Paser yaitu:

$$g(x) = -0,58 + 0,34x_1 + 0,906x_2 + 0,676x_3 + 0,806x_4 + 1,764x_5 + 0,376x_6 - 0,01x_7$$

Dari semua hasil pengujian parameter diperoleh bahwa terdapat empat variabel yang berpengaruh secara signifikan di beberapa wilayah Kabupaten Paser.

Hal ini tidak berarti bahwa parameter tersebut juga signifikansi untuk tiap kabupaten/kota di Kalimantan. Hipotesis untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap IPM untuk tiap kabupaten/kota di Kalimantan adalah :

$$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = 0; k = 0, 1, \dots, 7 \quad \text{dan} \quad i = 1, 2, \dots, 56$$

$$H_1: \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$$

Apabila digunakan tingkat signifikansi  $\alpha = 0,1$  maka nilai  $Z_{0,05} = 1,64$ . Pengelompokan variabel yang berpengaruh signifikansi terhadap IPM di kabupaten/kota Kalimantan dapat dilihat pada Tabel 6.

Berdasarkan Tabel 6, dapat dilihat bahwa variabel yang berpengaruh secara signifikansi dengan menggunakan model GWLR dengan menggunakan pembobot *adaptive bisquare kernel* pada umumnya adalah persentase penduduk miskin ( $X_2$ ), persentase pengangguran terbuka ( $X_3$ ), persentase penduduk yang lulus perguruan tinggi ( $X_4$ ) dan jumlah tenaga kesehatan (dokter, bidan, perawat dan apoteker) ( $X_5$ ).

**Kesimpulan**

Berdasarkan hasil analisis sebelumnya maka dapat disimpulkan bahwa model GWLR dengan menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* yang terbentuk pada data IPM diperoleh 56 model yang berbeda tiap kabupaten/kota dan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap IPM Provinsi Kalimantan berbeda-beda menurut kabupaten/kota di Kalimantan tahun 2016 yaitu persentase penduduk miskin, persentase pengangguran terbuka, persentase penduduk yang lulus perguruan tinggi dan banyaknya jumlah tenaga kesehatan (dokter, bidan, perawat dan apoteker).

**Daftar Pustaka**

Agresti, A.(2002). *Categorical Data Analysis, Second Editioan*. John Willey & Sons. New York.

Aji, C.A.W. (2014). Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Laju Pertumbuhan Penduduk Kota Semarang Tahun 2011 Menggunakan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR). *Jurnal Sains dan Seni ITS*. Vol.3, No.2, p.2-10

Anggarini, R dan Purhadi. (2012). *Pemodelan Faktor-Faktor yang Berpengaruh Terhadap*

Prevalensi Balita Kurang Gizi di Provinsi Jawa Timur Dengan Pendekatan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol.1, no.1, p.1-6. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.

Badan Pusat Statistik. (2017). *Indeks Pembangunan Manusia BPS Tahun 2016*. Samarinda:BPS

Chasco, C., Garcia, I. dan Vicens, J. (2007). *Modeling Spatial Variations in Household Disposable Income with Geographically Weighted Regression*, Munich Personal RePEc Archive Paper. No.9581.

Fathurahman, M., Puhadi, Sutikno, Ratnasari,V., (2016). Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression pada Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat di Provinsi Papua, *Prosiding Seminar Nasional MIPA 2016*, ITS Surabaya, 27-28 Oktober 2016.

Fotheringham, A.S., Brunson, C. and Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression The Analysis of Spatially Varying Relationships*. Chichesper. John Wiley & Sons Ltd.

Hastono, S.P (2006). *Statistik Kesehatan*. Jakarta: Rajawali Pers.

Hocking, R. (1996). *Methods and Application of Linier Model*. New York: John Willey & Sons.

Hosmer, D.W. and Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression, Second Edition*. John Wiley & Son. New York.

Pradita, P.N. (2011). GWLR dan Aplikasinya (Studi Kasus: IPM di Provinsi Jawa Timur). *Jurnal Sains dan Seni*, vol 2.

Tabel 6. Variabel yang signifikan dalam model GWLR tiap kabupaten/kota di Kalimantan

Kabupaten/Kota	Variabel Berpengaruh
Paser	$X_2, X_4, X_5$
Kutai Barat	$X_3, X_4, X_5$
Kutai Kartanegara	$X_2, X_4, X_5$
Kutai Timur	$X_2, X_4, X_5$
Berau	$X_2, X_4, X_5$
Penajam Paser Utara	$X_4, X_5$
Mahakam Ulu	$X_2, X_4, X_5$
Balikpapan	$X_2, X_4, X_5$
Samarinda	$X_2, X_4, X_5$
Bontang	$X_2, X_4, X_5$
Malinau	$X_2, X_4, X_5$
Bulungan	$X_2, X_4, X_5$
Tana Tidung	$X_3, X_4, X_5$
Nunukan	$X_2, X_4, X_5$
Tarakan	$X_2, X_4, X_5$
Tanah Laut	$X_2, X_4, X_5$
Kotabaru	$X_2, X_4, X_5$
Banjar	$X_3, X_4, X_5$
Barito Kuala	$X_2, X_4, X_5$
Tapin	$X_2, X_4, X_5$
Hulu Sungai Selatan	$X_2, X_3, X_4, X_5$
Hulu Sungai Tengah	$X_2, X_4, X_5$
Hulu Sungai Utara	$X_2, X_3, X_4, X_5$
Tabalong	$X_2, X_4, X_5$
Tanah Bumbu	$X_2, X_4, X_5$
Balangan	$X_2, X_4, X_5$
Kota Banjarmasin	$X_2, X_3, X_4, X_5$
Lamandau	$X_3, X_4, X_5$
Kota Banjar Baru	$X_2, X_3, X_4$
Kotawaringin Barat	$X_3, X_4$
Kotawaringin Timur	$X_3, X_4$
Kapuas	$X_2$
Barito Selatan	$X_2, X_3, X_4, X_5$
Barito Utara	$X_2, X_3, X_4, X_5$
Sukamara	$X_3, X_4, X_5$
Sambas	$X_3$
Bengkayang	$X_3$
Landak	$X_3$
Mempawah	$X_3$
Sanggau	$X_3$
Ketapang	$X_3, X_4$
Sintang	$X_3, X_4, X_5$
Kapuas Hulu	$X_3, X_4, X_5$
Sekadau	$X_3$
Melawi	$X_3, X_4, X_5$
Kayong Utara	$X_3$
Kubu Raya	$X_3$
Kota Pontianak	$X_3$
Kota Singkawang	$X_3$

