

## PEMODELAN PERSENTASE ANGKA KEMATIAN BAYI DI KALIMANTAN BARAT DENGAN METODE *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (GWRPCA)

Finta Kurnia Putri, Nufitri Imro'ah

### INTISARI

*Geographically Weighted Regression Principal Component Analysis (GWRPCA) merupakan gabungan dari metode Principal Component Analysis (PCA) dan Geographically Weighted Regression (GWR), dimana untuk mengatasi data multikolinieritas yang mengandung faktor spasial. Dalam penelitian ini, GWRPCA digunakan untuk menentukan model Angka Kematian Bayi (AKB) di Kalimantan Barat. Variabel Independen yang digunakan yaitu jumlah ibu hamil, persalinan yang ditolong tenaga kesehatan, jumlah tenaga medis, jumlah ibu hamil yang mengalami komplikasi kebidanan dan persentase penduduk miskin. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa diperoleh 2 variabel komponen utama yaitu  $PC_1$  dan  $PC_2$  yang dapat mewakili 5 variabel bebas dari data angka kematian bayi dengan nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 42,06%. Sedangkan untuk model Geographically Weighted Regression Principal Component Analysis (GWRPCA) didapatkan 14 model untuk setiap lokasi dengan nilai koefisien determinasi global sebesar 42,74% dan untuk nilai koefisien determinasi lokal yaitu nilai koefisien determinasi lokal terbesar yaitu 52,71% terdapat di Kabupaten Ketapang dan koefisien determinasi lokal terkecil yaitu 38,3% terdapat di Kabupaten Kapuas Hulu.*

**Kata Kunci:** Heterogenitas Spasial, PCA, GWRPCA.

### PENDAHULUAN

Kematian atau mortalitas adalah salah satu dari tiga komponen proses demografi yang berpengaruh terhadap struktur penduduk. Dua komponen proses demografi lainnya adalah kelahiran (*fertilitas*) dan mobilitas penduduk. Tinggi rendahnya tingkat mortalitas penduduk di suatu daerah tidak hanya mempengaruhi pertumbuhan penduduk, tetapi juga merupakan barometer dari tinggi rendahnya tingkat kesehatan masyarakat di daerah tersebut.

Kalimantan Barat memiliki 14 kabupaten/kota dengan karakteristik demografis yang berbeda-beda, sehingga memungkinkan variabel yang mempengaruhi antar daerah berbeda-beda. Adapun data yang digunakan yaitu data Angka Kematian Bayi (AKB) yang diperoleh dari Dinas Kesehatan dan Badan Pusat Statistik (BPS) di Provinsi Kalimantan Barat pada tahun 2018. AKB yang berbeda pada tiap kabupaten/kota memiliki kemungkinan terdapat perbedaan karakteristik dari setiap lokasi pengamatan, sehingga penyelesaian permasalahan kematian bayi tidak dapat digeneralisir pada setiap wilayah. Perbedaan karakteristik wilayah yang satu dengan wilayah yang lainnya diketahui dengan heterogenitas spasial. Salah satu metode untuk mengatasi masalah heterogenitas spasial yaitu *Geographically Weighted Regression (GWR)*. Model GWR merupakan pengembangan dari metode regresi. Hanya saja pada model GWR parameter persamaan untuk setiap lokasi pengamatan berbeda dengan lokasi lainnya sehingga banyaknya vektor parameter yang diduga adalah sebanyak lokasi pengamatan yang digunakan dalam data. Sebelum melakukan uji heterogenitas spasial terlebih dahulu dilakukan analisis komponen utama dengan menggunakan *Principal Component Analysis (PCA)*.

PCA merupakan suatu teknik statistik yang menerangkan struktur varian kovarian dari sekumpulan variabel melalui kombinasi linier yang lebih sedikit dari variabel tersebut, tujuannya adalah menyederhanakan data dan interpretasi. PCA merupakan metode alternatif yang dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan multikolinieritas dalam analisis regresi. Oleh karena itu, banyaknya faktor independen pada data AKB memungkinkan adanya heterogenitas spasial dalam

multikolinieritas lokal. Adapun metode yang dapat digunakan untuk melakukan pemodelan persentase angka kematian bayi di Kalimantan Barat yaitu *Geographically Weighted Regression Principal Components Analysis* (GWRPCA).

Langkah pertama yang dilakukan untuk menganalisis data yaitu menginput data kemudian membentuk regresi linier, selanjutnya dilakukan uji asumsi klasik untuk menjaga keakurasian data yang terbentuk. Kemudian dilakukan analisis PCA untuk menentukan komponen utama yang digunakan untuk mewakili (menggantikan) data asli. Langkah selanjutnya menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi yang satu dengan lokasi lainnya berdasarkan titik koordinat garis lintang (*latitude*) dan garis bujur (*longitude*). Kemudian menghitung *bandwidth* optimum dengan menggunakan metode *Cross Validation* (CV) dan menghitung matriks pembobot (*Fixed Gaussian, Fixed Bisquare, Fixed Tricube*) dan memilih pembobotan terbaik untuk dimasukkan dalam pemodelan GWRPCA. Setelah itu dilakukan uji parsial dan signifikan parameter model GWRPCA.

### **PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)**

PCA merupakan teknik statistika untuk mentransformasi variabel-variabel asli yang saling berkorelasi satu dengan yang lain menjadi satu set variabel baru yang tidak berkorelasi lagi. Misalkan variabel random  $X^T = [X_1, X_2, \dots, X_k]$  mempunyai matriks kovarian  $\Sigma$  dengan nilai eigen  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k \geq 0$  maka bentuk kombinasi liniernya sebagai berikut [3].

$$\begin{aligned} PC_1 &= a_1^T X = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1k}X_k \\ PC_2 &= a_2^T X = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2k}X_k \\ &\vdots \\ PC_k &= a_k^T X = a_{k1}X_1 + a_{k2}X_2 + \dots + a_{kk}X_k \end{aligned} \tag{1}$$

dengan  $\text{Var}(PC_j) = a_j^T \Sigma a_j \quad j = 1, 2, \dots, k$

Varian total dari komponen-komponen yang terbentuk adalah:

$$\sum_{j=1}^k \text{Var}(PC_j) = \text{tr}(\Lambda) = \sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{kk} = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k$$

Dengan  $\lambda_j$  adalah nilai eigen dari komponen utama ke- $j$ ,  $j = 1, 2, \dots, k$

Ada tiga kriteria dalam pemilihan komponen utama yaitu jika  $\lambda_j > 1$ , melihat sudut pada *scree plot* yang menunjukkan perubahan nilai eigen yang besar dan melihat proporsi variansi kumulatif mencapai 70% sampai 80% [3].

### **GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR)**

GWR merupakan pengembangan model regresi linier menjadi regresi terbobot yang diestimasi menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) [2]. Dimana setiap parameter dihitung pada setiap lokasi pengamatan, sehingga setiap lokasi pengamatan mempunyai nilai parameter regresi yang berbeda-beda. Perbedaan karakteristik wilayah yang satu dengan wilayah yang lainnya diketahui dengan uji heterogenitas spasial. *Breusch-Pagan* (BP) merupakan uji statistik yang dapat mendeteksi heterogenitas spasial. Pengujian *Breusch-Pagan* menggunakan hipotesis sebagai berikut [5]:

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$  (tidak terdapat heterogenitas spasial)

$H_1: \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$  (terdapat heterogenitas spasial)

Statistik uji:

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

dengan elemen vektor  $f$  yaitu:

$$f_i = \left( \frac{\varepsilon_i^2}{\sigma^2} - 1 \right)$$

dimana  $\varepsilon_i$  merupakan eror kuadrat terkecil untuk pengamatan ke- $i$ ,  $\mathbf{Z}$  merupakan matriks independen berukuran  $n \times (p + 1)$  yang berisikan vektor dimana tiap pengamatan telah terstandarisasi,  $\sigma^2$  merupakan varians dari  $\varepsilon$ . Dengan kriteria tolak  $H_0$  jika  $BP > X^2_{(\alpha,p)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha (0,05)$ .

Salah satu metode untuk mengatasi heterogenitas spasial yaitu *Geographically Weighted Regression* (GWR). Model GWR dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^k \beta_j(u_i, v_i) X_{ij} + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n \tag{3}$$

**GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (GWRPCA)**

GWRPCA merupakan gabungan dari metode GWR dan metode PCA. Setelah dilakukan analisis komponen utama untuk menyederhanakan variabel independen yang saling berkorelasi dengan menggunakan metode PCA, maka selanjutnya dilakukan uji heterogenitas spasial untuk mengetahui adanya perbedaan karakteristik suatu wilayah dengan wilayah lainnya dengan menggunakan metode GWR. Model GWRPCA dapat dinyatakan dalam bentuk:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^k \beta_j(u_i, v_i) PC_{ij} + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n \text{ dan } j = 1, 2, \dots, k \tag{4}$$

Pembobot pada model GWRPCA sangat penting karena fungsi pembobot memberikan hasil estimasi parameter yang berbeda untuk tiap lokasi. Besarnya pembobotan untuk tiap lokasi berbeda dapat ditentukan salah satunya dengan fungsi kernel. Pembobot yang terbentuk dari fungsi kernel terdiri dari [1].

1. *Fixed Gaussian*

$$w_{ij}(u_i, v_i) = \exp \left( -\frac{1}{2} \left( \frac{d_{ij}}{b} \right)^2 \right) \tag{5}$$

2. *Fixed Bisquare*

$$w_{ij}(u_i, v_i) = \begin{cases} \left( 1 - \left( \frac{d_{ij}}{b} \right)^2 \right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq b \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > b \end{cases} \tag{6}$$

3. *Fixed Tricube*

$$w_{ij}(u_i, v_i) = \begin{cases} \left( 1 - \left( \frac{d_{ij}}{b} \right)^3 \right)^3, & \text{untuk } d_{ij} \leq b \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > b \end{cases} \tag{7}$$

dengan  $b$  adalah parameter non negatif yang disebut dengan parameter penghalus (*bandwidth*),  $d_{ij}$  adalah jarak *euclidean* antar lokasi  $(u_i, v_i)$  dimana  $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$ ,  $u_i$  adalah koordinat lintang (*latitude*) pada lokasi ke- $i$  dan  $v_i$  adalah koordinat bujur (*longitude*) pada lokasi ke- $i$ .

Pemilihan *bandwidth* sangat penting untuk estimasi fungsi kernel. Fungsi kernel memberikan pembobot sesuai *bandwidth* optimum yang nilainya sesuai dengan kondisi data. Salah satu metode yang digunakan untuk memilih *bandwidth* optimum adalah metode *Cross Validation* (CV) yang didefinisikan sebagai berikut [2]:

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\pm i}(h)]^2 \quad (8)$$

dimana  $\hat{y}_{\pm i}(h)$  adalah nilai estimasi untuk  $y_i$  dengan menghilangkan pengamatan lokasi  $(u_i, v_i)$  dari proses pengujian parameter,  $y_i$  adalah variabel dependen ke- $i$  dan  $n$  adalah jumlah sampel.

Parameter yang dihasilkan pada model GWRPCA akan berbeda pada setiap lokasi pengamatannya. Estimasi pada model GWRPCA menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) seperti pada model GWR yaitu dengan memberikan unsur pembobotan yang berbeda-beda. Untuk estimasi parameter dari model GWRPCA dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \quad (9)$$

dengan  $\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\hat{\beta}_{i0}, \hat{\beta}_{i1}, \hat{\beta}_{i2}, \dots, \hat{\beta}_{ip})$  adalah vektor koefisien regresi lokal dan  $\mathbf{W}(u_i, v_i)$  adalah matriks diagonal dengan elemen pada diagonalnya merupakan pembobot geografis pada setiap data untuk lokasi pengamatan ke- $i$ , dengan menggunakan notasi matriks,  $\beta$  merupakan matriks yang berisi parameter lokal akan memiliki struktur sebagai berikut :

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_0(u_1, v_1) & \beta_1(u_1, v_1) & \cdots & \beta_p(u_1, v_1) \\ \beta_0(u_2, v_2) & \beta_1(u_2, v_2) & \cdots & \beta_p(u_2, v_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_n, v_n) & \beta_1(u_n, v_n) & \cdots & \beta_p(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

Peran pembobot dalam GWRPCA sangat penting karena nilai pembobot mewakili letak data pengamatan antara satu dengan lainnya. Adapun matriks pembobot berdimensi  $n \times n$  adalah sebagai berikut:

$$W(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} w_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_{in} \end{bmatrix}$$

### Pengujian Parsial Parameter Model GWRPCA

Uji parsial parameter dilakukan untuk mengetahui apakah ada perbedaan pengaruh yang signifikan dari variabel independen antara satu lokasi dengan lokasi lainnya [4]. Dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = 0$ , dengan  $j = 0, 1, 2, \dots, k$  dan  $i = 1, 2, \dots, n$

$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq 0$ , dengan  $j = 0, 1, 2, \dots, k$  dan  $i = 1, 2, \dots, n$

Statistik uji:

$$t_{hit} = \frac{\bar{\beta}_j(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{c_{kk}}} \quad (10)$$

dengan  $c_{kk}$  adalah elemen diagonal ke- $k$  dari matriks  $\mathbf{C}\mathbf{C}'$  dan  $\mathbf{C} = (\mathbf{X}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \mathbf{W}(u_i, v_i)$  dan

$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{RSS(H_1)}{\delta_1}}$ .  $t_{hit}$  akan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas  $df = \frac{\delta_2^2}{\delta_1}$ . Jika taraf signifikansi  $\alpha$ ,

maka tolak  $H_0$  jika nilai  $|t_{hit}| > t_{\alpha/2, df}$  [2].

### Koefisien Determinasi ( $R^2$ )

Metode yang digunakan untuk mendapatkan model terbaik diantaranya dengan melihat nilai  $R^2$  (Koefisien Determinasi) terbesar dan AIC (*Akaike's Information Creterion*) terkecil. Dalam

GWRPCA terdapat dua koefisien determinasi yaitu koefisien determinasi global dan koefisien determinasi lokal. Koefisien determinasi global didefinisikan sebagai berikut [5]:

$$R^2 = \frac{JKR}{JKT} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \tag{11}$$

Koefisien determinasi lokal menunjukkan bagaimana model lokal dapat meniru data yang tercatat dalam daerah sekitar titik regresi dengan baik dengan rumus [2]:

$$r_i^2 = \frac{(TSS^w - RSS^w)}{TSS^w} \tag{12}$$

Sedangkan untuk menghitung nilai AIC digunakan rumus sebagai berikut [2]:

$$AIC = 2 n \ln(\hat{\sigma}) + n \ln(2\pi) + n + tr(L) \tag{13}$$

dimana  $\hat{\sigma}$  adalah nilai estimator standar deviasi dari eror hasil estimasi maksimum *likelihood* dan L adalah maktriks proyeksi.

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini menggunakan data Angka Kematian Bayi (AKB) di Kalimantan Barat pada tahun 2018. Adapun variabel-variabel yang mempengaruhi yaitu jumlah ibu hamil ( $X_1$ ), persalinan yang ditolong tenaga kesehatan ( $X_2$ ), jumlah tenaga medis ( $X_3$ ), jumlah ibu hamil yang mengalami komplikasi kebidanan ( $X_4$ ) dan persentase penduduk miskin ( $X_5$ ).

Analisis statistik deskripsi bertujuan untuk melihat informasi mengenai data yang digunakan. Berikut hasil pengujian statistik deskriptif dengan enam variabel independen yang mempengaruhi AKB yang disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1 Statistik Deskriptif AKB**

Variabel	Minimum	Maksimum	Mean	St. Deviasi
Y (%)	2,48	18,35	8,15	4,26
$X_1$ (Jiwa)	2719	13044	7939,35	3540,53
$X_2$ (Jiwa)	1854	12070	6423,50	3302,76
$X_3$ (Jiwa)	201	2141	738,28	519,48
$X_4$ (Jiwa)	544	2609	1581,42	714,35
$X_5$ (%)	4,67	12,83	8,06	2,84

Pada Tabel 1 menunjukkan bahwa nilai minimum variabel dependen (Y) yaitu angka kematian bayi terletak pada Kota Pontianak sebesar 2,48% dan nilai maksimum angka kematian bayi terletak pada Kabupaten Kayong Utara sebesar 18,35% dengan rata-rata angka kematian bayi di Kalimantan Barat yaitu 8,15%.

Sebelum menganalisis regresi PCA, dilakukan uji multikolinieritas dengan melihat nilai VIF. Dimana jika nilai VIF < 10 maka model dinyatakan bebas dari multikolinieritas. Berikut hasil pengujian multikolinieritas pada Tabel 2.

**Tabel 2 Uji Multikolinieritas**

Kode	Variabel	Nilai VIF
$X_1$ (%)	Jumlah Ibu Hamil (JIH)	1669,315189
$X_2$ (Jiwa)	Persalinan Yang Ditolong Tenaga Kesehatan (PTK)	61,362681
$X_3$ (Jiwa)	Jumlah Tenaga Medis (JTM)	2,713673
$X_4$ (Jiwa)	Jumlah Ibu Hamil Yang Mengalami Komplikasi Kebidanan (BKK)	1675,762328
$X_5$ (%)	Persentase Penduduk Miskin (PPM)	1,458791

Berdasarkan Tabel 2 menunjukkan bahwa adanya multikolinieritas pada variabel independen yang mempunyai nilai VIF > 10 yaitu  $X_1$ ,  $X_2$  dan  $X_4$ . Selanjutnya untuk menghilangkan multikolinieritas pada model regresi yaitu menggunakan PCA.

Ada tiga kriteria dalam pemilihan komponen utama yaitu sebagai berikut:

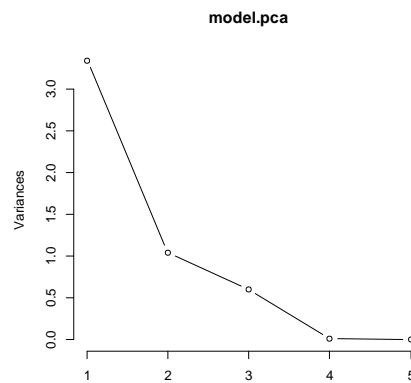
1. Nilai Eigen

**Tabel 3 Nilai Eigen**

Nilai Eigen PCA	
PC ke-	Nilai Eigen
1	3,3425
2	1,0434
3	0,6024
4	0,0112
5	0,0003

Hasil analisis Tabel 3 menunjukkan bahwa pada  $PC_1$  dan  $PC_2$  memiliki nilai eigen  $> 1$ . Artinya  $PC_1$  dan  $PC_2$  dapat mewakili variabel-variabel yang berpengaruh terhadap AKB di Kalimantan Barat.

2. *Sree Plot*



**Gambar 1 Scree Plot PCA**

Berdasarkan Gambar 1 dapat dilihat bahwa terjadi penurunan yang tajam pada komponen utama kedua ( $PC_2$ ) yang artinya terdapat dua komponen utama yang dipilih untuk mewakili atau menggantikan variabel-variabel yang berpengaruh terhadap AKB di Kalimantan Barat.

3. Nilai Proporsi Variansi Kumulatif

**Tabel 4 Proporsi Variansi dan Proporsi Kumulatif PCA**

	$PC_1$	$PC_2$	$PC_3$	$PC_4$	$PC_5$
$Z_1$	-0,5289	0,2327	-0,1039	0,3957	0,7062
$Z_2$	-0,5393	0,1313	-0,059	-0,8297	0,0091
$Z_3$	-0,3305	-0,4816	0,8075	0,081	-0,0155
$Z_4$	-0,5259	0,2501	-0,118	0,3821	-0,7078
$Z_5$	0,2087	0,7964	0,5654	-0,0499	0,0051
<b>Proporsi Variansi</b>	0,6685	0,2087	0,1205	0,0023	0,00006
<b>Proporsi Kumulatif</b>	0,6685	0,8772	0,9977	0,9999	1,0000

Berdasarkan Tabel 4 yang telah distandarkan terlebih dahulu sehingga terbentuk variabel  $Z_1, Z_2, Z_3, Z_4$  dan  $Z_5$  menunjukkan bahwa nilai proporsi keragaman terjadi penurunan yang tajam pada  $PC_2$ , dimana nilai proporsi keragaman  $PC_1$  sebesar 0,6685 menjadi 0,2087 pada  $PC_2$ . Dengan hasil perhitungan nilai proporsi kumulatif pada  $PC_2$  yaitu sebesar 87,72% yang artinya dapat menerangkan total varian data kedua komponen utama dari total keragaman sampel. Dari ketiga kriteria tersebut dapat disimpulkan bahwa terdapat dua komponen utama yang terbentuk dengan menggunakan metode PCA. Setelah didapatkan dua komponen utama, maka diperoleh model persamaan regresi PCA



sebagai berikut:

$$Y = 8,1555 + 1,4643PC_1 + 0,6707PC_2$$

Berdasarkan analisis regresi PCA didapatkan nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 0,4206 atau 42,06%. Artinya model regresi PCA mampu menjelaskan variabel dependen sebesar 42,06%, sedangkan 57,94% dijelaskan oleh variabel lain di luar model.

Setelah didapatkan variabel  $PC_1$  dan  $PC_2$ , maka dilakukan uji heterogenitas spasial. Salah satu cara yang digunakan dalam pengujian heterogenitas spasial yaitu dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan* (BP) yang dapat mendeteksi heterogenitas spasial. Berdasarkan hasil analisis didapat nilai  $BP = 8,107 > \chi^2_{(0,05;2)} = 5,991$  dan  $p\text{-value} = 0,01504 < \alpha = 0,05$ . Hal ini terima  $H_0$  yang berarti terdapat heterogenitas spasial. Untuk mengatasi heterogenitas spasial dalam model regresi PCA maka digunakan metode GWRPCA.

Langkah selanjutnya yang dilakukan yaitu menghitung jarak *euclidean* menggunakan letak geografis setiap lokasi dan menentukan *bandwidth* dengan melihat nilai CV minimum untuk memperoleh matriks pembobot. Adapun matriks pembobot yang digunakan yaitu fungsi pembobot *Fixed Gaussian* dengan nilai *bandwidth* sebesar 5,171448 dan nilai CV minimum sebesar 216,1184. Selanjutnya menghitung matriks pembobot setiap lokasi pengamatan untuk mengestimasi parameter model GWRPCA. Berikut hasil estimasi parameter model GWRPCA pada 14 kabupaten/kota di Kalimantan Barat dapat dilihat pada Tabel 5.

**Tabel 5 Hasil Estimasi Parameter Model GWRPCA**

Lokasi	Model GWRPCA
Kab. Sambas	$\hat{y} = 7,7355 + 1,2206PC_1 + 0,6274PC_2$
Kab. Bengkayang	$\hat{y} = 7,784 + 1,1929PC_1 + 0,6307PC_2$
Kab. Landak	$\hat{y} = 7,7644 + 1,3584PC_1 + 0,6084PC_2$
Kab. Mempawah	$\hat{y} = 7,7294 + 1,3453PC_1 + 0,6178PC_2$
Kab. Sanggau	$\hat{y} = 7,8372 + 1,4098PC_1 + 0,5913PC_2$
Kab. Ketapang	$\hat{y} = 7,9136 + 1,5956PC_1 + 0,5254PC_2$
Kab. Sintang	$\hat{y} = 8,4159 + 1,4434PC_1 + 0,4432PC_2$
Kab. Kapuas Hulu	$\hat{y} = 8,6747 + 1,4579PC_1 + 0,4486PC_2$
Kab. Sekadau	$\hat{y} = 7,8983 + 1,4367PC_1 + 0,5767PC_2$
Kab. Melawi	$\hat{y} = 7,9989 + 1,4816PC_1 + 0,5294PC_2$
Kab. Kayong Utara	$\hat{y} = 7,8468 + 1,5324PC_1 + 0,5648PC_2$
Kab. Kubu Raya	$\hat{y} = 7,7846 + 1,4568PC_1 + 0,5965PC_2$
Kota Pontianak	$\hat{y} = 7,758 + 1,4091PC_1 + 0,6067PC_2$
Kota Singkawang	$\hat{y} = 7,7096 + 1,2662PC_1 + 0,6266PC_2$

Pada Tabel 5 dicontohkan model GWRPCA pada Kabupaten Sambas adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = 7,7355 + 1,2206PC_1 + 0,62744PC_2$$

Jika model tersebut dibawa ke dalam model variabel yang distandarkan, maka akan menjadi model GWRPCA sebagai berikut:

$$\hat{y} = 7,735 - 0,498Z_1 - 0,576Z_2 - 0,0705Z_3 - 0,484Z_4 + 0,752Z_5$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parsial pada model GWRPCA. Berdasarkan nilai  $|t_{hitung}|$  masing-masing lokasi dan variabel diperoleh hasil perbandingan  $|t_{hitung}| > t_{tabel(0,05;11)} = 1,79$  maka  $H_0$  ditolak untuk variabel  $PC_1$  yang artinya terdapat variabel yang signifikan antar lokasi pengamatan dan  $H_0$  diterima untuk variabel  $PC_2$  yang artinya tidak ada variabel yang signifikan antar lokasi pengamatan.

Pemilihan model terbaik dapat dilihat dari nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) terbesar dan AIC terkecil. Dalam GWRPCA terdapat dua koefisien determinasi yaitu koefisien determinasi global dan koefisien determinasi lokal. Koefisien determinasi global pada pemodelan AKB di Kalimantan Barat yaitu sebesar 0,4274 dengan nilai AIC sebesar 74,65. Hal ini menunjukkan bahwa sebesar 42,74% variasi total dalam variabel dependen (Y) dijelaskan oleh variabel independen dan sisanya 57,26% yang dijelaskan oleh faktor lain. Sedangkan koefisien determinasi lokal terbesar terdapat di Kabupaten Ketapang sebesar 0,5271 atau 52,71% dan koefisien determinasi lokal terkecil terdapat di Kabupaten Kapuas Hulu sebesar 0,383 atau 38,3%.

### KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan diperoleh kesimpulan yaitu:

1. Variabel-variabel yang berpengaruh terhadap persentase angka kematian bayi di Kalimantan Barat yaitu jumlah ibu hamil, persalinan yang ditolong tenaga kesehatan, jumlah tenaga medis, jumlah ibu hamil yang mengalami komplikasi kebidanan dan persentase penduduk miskin dapat diganti atau diwakili dengan variabel baru (komponen utama) hasil *Principal Component Analysis* (PCA) yaitu  $PC_1$  dan  $PC_2$  yang mampu menerangkan total varian data sebesar 87,72%.
2. Dari hasil analisis yang telah dilakukan didapatkan 14 model *Geographically Weighted Regression Principal Component Analysis* (GWRPCA) pada data angka kematian bayi di Kalimantan Barat dengan nilai koefisien determinasi global sebesar 42,74%. Sedangkan untuk nilai koefisien determinasi lokal yaitu nilai koefisien determinasi lokal terbesar terdapat di Kabupaten Ketapang sebesar 52,71% dan koefisien determinasi lokal terkecil terdapat di Kabupaten Kapuas Hulu 38,3%.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Chasco, C., Gracia, I., & Vicens, J. (2007). Modeling Spatial Variation in Household Disposable Income with Geographically Weighted Regression. *Munich Personal RePEc Archive Paper*, No. 1682.
- [2] Fotheringham, A. S., Brunson, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression*. Chichester, UK: John Wiley and Sons.
- [3] Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Sixth Edition. New Jersey: Prentice Hall.
- [4] Mei, C. L., He, S. Y., & Fang, K. T. (2004). "A Note On The Mixed Geographically Weighted Regression Model". *Jurnal of Regional Science*, Vol. 44, 143-157.
- [5] Pratnyaningrum, N., Yasin, H., & Hoyyi, A. (2015). Pemodelan Presentase Balita Gizi Buruk di Jawa Tengah dengan Pendekatan Geographically Weighted Regression Principal Component Analysis (GWRPCA). *Jurnal Gaussian*, Vol. 4 No. 2, 171-180.
- [6] Tizona, A. R., 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*, Vol. 8, No.1: 87-94.

Finta Kurnia Putri : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak  
[fintakurniaputri@student.untan.ac.id](mailto:fintakurniaputri@student.untan.ac.id)  
 Nurfitri Imro'ah : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak  
[nurfitriimroah@math.untan.ac.id](mailto:nurfitriimroah@math.untan.ac.id)

---