

# Pemodelan Data Kemiskinan di Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan Fungsi Pembobot Kernel *Bi-Square*

Sharah Allysyia Hajjarani Putri\*, Nusar Hajarisman

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

\*saraaah@gmail.com, nusarhajarisman@yahoo.com

**Abstract.** The problem in West Java province is that due to the different environmental and natural conditions in each region, the factors that cause poverty in each region must be different. Geographically Weighted Regression (GWR) is the development of a simple regression method for dealing with spatial data. This method extends the global regression model framework into a local regression model that allows local estimation of parameters. Each regression parameter is estimated at each geographic location point so that the relationship between the response variable (Y) and the predictor variable (X) varies (not the same) along the location. The weighting role of the GWR model is very important. Because this weighted value represents the location and observations of one another. One of them is kernel function. The kernel function used to estimate the parameters in the GWR model is the bi-square kernel, the bi-square weighting is an inverse function of the distance involving  $j$  (the euclidean distance between the  $i$ -th observation location and the  $j$  and  $b$  (bandwidth) observation points. The research shows the best model with a kernel weighting function bi-square seen from the smallest AIC and R-square value.

**Keywords:** Regression, Spatial Data, Geographically Wiegthed Regression (GWR), Bi-Square Weighting and Poverty.

**Abstrak.** Permasalahan di provinsi Jawa Barat, karena kondisi lingkungan dan alam pada setiap daerah yang berbeda-beda faktor-faktor yang menyebabkan kemiskinan di setiap daerahpun pasti berbeda-beda. *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan pengembangan dari metode regresi sederhana untuk mengatasi data spasial. Metode ini memperluas kerangka model regresi global menjadi model regresi lokal yang memungkinkan estimasi parameter secara local. Setiap parameter regresi diestimasi di setiap titik lokasi geografis sehingga hubungan antara variabel respon (Y) dan variabel prediktor (X) bervariasi (tidak sama) disepanjang lokasi. Peran pembobot pada model GWR sangatlah penting. Karena nilai pembobot ini mewakili letak dan observasi satu dengan lainnya. Salah satunya adalah fungsi kernel. Fungsi kernel yang digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWR adalah kernel *bi-square*, pembobot *bi-square* merupakan fungsi invers jarak yang melibatkan  $d_{ij}$  (jarak *euclidean* antara titik lokasi pengamatan ke- $i$  dengan titik pengamatan ke- $j$  dan  $b$  (*bandwidth*). Hasil penelitian menunjukkan model terbaik dengan fungsi pembobot kernel bi-square dilihat dari AIC terkecil dan nilai *R-square*.

**Kata Kunci:** Regresi, Data Spasial, Geographically Wiegthed Regression (GWR), Pembobot Bi-Square dan Kemiskinan.

## 1. Pendahuluan

Menurut data BPS tingkat kemiskinan di Provinsi Jawa Barat masih sangat tinggi yaitu sebesar 3.399,16 ribu jiwa, meskipun sudah mengalami penurunan dari tahun sebelumnya namun permasalahan kemiskinan masih menjadi masalah yang belum bisa diatasi oleh pemerintah. Menurut BPS kemiskinan di daerah perkotaan mengalami penurunan menjadi 0,410 persen dari 0,413 persen pada periode sebelumnya dan di daerah justru perdesaan mengalami kenaikan dari 0,315 persen menjadi 0,319 persen. Hal ini menandakan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di setiap daerah di Jawa barat tidak bisa di generalisir.

Salah satu metode statistika yang dapat digunakan untuk menganalisis faktor risiko secara spasial dengan pendekatan titik adalah model spasial *Geographically Weighted Regression* (GWR). Metode ini memperluas kerangka model regresi global menjadi model regresi lokal yang memungkinkan estimasi parameter secara lokal (Brunton, 2016).

Menurut Fotheringham (2002) GWR adalah metode statistika yang digunakan untuk menganalisis heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial adalah satu peubah bebas yang sama memberikan respon yang tidak sama pada lokasi yang berbeda dalam satu wilayah penelitian. Setiap parameter regresi diestimasi di setiap titik lokasi geografis sehingga hubungan antara variabel respon (Y) dan variabel prediktor (X) bervariasi (tidak sama) di sepanjang lokasi. Penggunaan data spasial dan data temporal pada pemodelan berbasis GWR secara simultan dapat menghasilkan model yang lebih informatif dibandingkan dengan hanya menggunakan cross-sectional data.

Menurut Caraka & Yasin (2016). Peran pembobot pada model GWR sangatlah penting. Karena nilai pembobot ini mewakili letak dan observasi satu dengan lainnya. Ada beberapa literatur yang bisa digunakan untuk menentukan besarnya pembobot untuk masing-masing lokasi yang berbeda pada model GWR. Salah satunya adalah fungsi kernel. Fungsi kernel yang digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWR adalah kernel *bi-square*, pembobot *bi-square* merupakan fungsi invers jarak yang melibatkan  $d_{ij}$  (jarak *euclidean* antara titik lokasi pengamatan ke- $i$  dengan titik pengamatan ke- $j$  dan  $b$  (*bandwidth*)).

GWR merupakan metode yang memperhatikan efek lokal yang dapat menduga faktor mana saja yang dapat mempengaruhi kemiskinan di setiap daerah. Maka dari itu metode GWR adalah metode yang tepat untuk melihat faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di setiap daerah yang berbeda di Provinsi Jawa barat.

## 2. Landasan Teori

### Pengujian Signifikansi Penduga Parameter

Adapun pengujian terhadap keberartian model dilakukan dengan dua metode yaitu secara simultan dengan Uji F dan secara parsial dengan uji t.

#### 1. Uji Simultan.

Pengujian signifikansi pendugaan parameter secara simultan dilakukan dengan cara Uji F yang bertujuan untuk mengetahui pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon secara simultan atau serentak, berikut merupakan hipotesis dalam Uji F:

$H_0 : \beta_j = 0$  dimana  $j=1,2, \dots ,k$  (Variabel prediktor tidak mempengaruhi variabel respon).

$H_1 : \beta_j \neq 0$  dimana  $j=1,2, \dots ,k$  (Minimal terdapat satu variabel prediktor yang mempengaruhi variabel respon).

Dengan statistik uji yang dilihat dari  $F_{hitung} \left( \frac{JKR/k}{JKG/(n-k-1)} \right)$  atau  $P$ -value yang dibandingkan dengan  $\alpha = 5\%$  maka keputusan menolak  $H_0$  dilakukan jika  $F_{hitung} > F_{(\alpha, k, n-k-1)}$  sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa Minimal terdapat satu variabel prediktor yang secara simultan mempengaruhi variabel respon.

#### 2. Uji Parsial

Uji Parsial juga dilakukan untuk pengujian signifikansi parameter dengan cara melakukan Uji t dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta_j = 0$  dimana  $j=1,2, \dots, k$  (Variabel prediktor tidak mempengaruhi variabel respon)

$H_1 : \beta_j \neq 0$  dimana  $j=1,2, \dots, k$  (Minimal terdapat satu variabel prediktor yang mempengaruhi variabel respon atau model layak).

Dengan statistik uji  $t_{hitung}$  yaitu:

$$t_{hitung} = \frac{b_i}{s_{b_i}}$$

atau  $P$ -value yang dibandingkan dengan  $\alpha = 5\%$  maka keputusan menolak  $H_0$  dilakukan jika  $t_{hitung} > t_{(\frac{\alpha}{2}, n-k-1)}$  hal ini berarti terdapat pengaruh variabel prediktor ke- $j$  terhadap variabel respon.

### Pengujian Asumsi

#### 1. Normalitas

Hipotesis untuk uji normalitas adalah sebagai berikut :

$H_0 = \varepsilon_i$  mengikuti distribusi normal

$H_1 = \varepsilon_i$  tidak mengikuti distribusi normal

Uji yang digunakan adalah uji Shapiro-Wilk dengan statistika uji sebagai berikut:

$$T_3 = \frac{1}{D} \left[ \sum_{i=1}^k a_i (x_{n-i+1} - x_i) \right]^2$$

$$D = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

Dimana :  $a_i$  : koefisien uji Shapiro Wilk

$x_{n-i+1}$  : data ke  $n-i+1$

$x_i$  : data ke  $i$

$\bar{x}$  : rata – rata data

Kriteria uji Shapiro Wilk tolak  $H_0$ , jika  $P$ -value  $> \alpha$

#### 2. Uji Multikolinearitas

Tujuan uji multikolinieritas adalah untuk menguji apakah pada model regresi ditemukan adanya korelasi antar variabel bebas. Model regresi yang baik seharusnya tidak terjadi korelasi antar variabel – variabel bebasnya. Jika terjadi korelasi antar variabel bebas berarti variabel tersebut tidak ortogonal. Dasar pengambilan keputusan uji multikolonieritas :

Jika nilai VIF  $< 10$  atau nilai tolerance  $> 0,1$  maka tidak terjadi multikolonieritas.

### Pengujian Efek Spasial

#### 1. Heteroskedastisitas Parsial

Asumsi heteroskedastisitas menyetakan bahwa varian setiap galat  $e_i$  masih tetap sama baik untuk nilai-nilai pada variabel independen yang kecil maupun besar. Adapun salah satu cara yang digunakan dalam pengujian kesamaan variansi adalah dengan melihat pola tebaran galat terhadap nilai estimasi  $Y$ . Jika tebaran galat bersifat acak (tidak membentuk pola tertentu), maka dikatakan bahwa variansi galat bersifat homogen. Selain itu uji heteroskedastisitas dilakukan juga dengan pengujian *Breusch-Pagan* ( Qolbiatunas, 2018).

Hipotesis:

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

$H_1$ : minimal ada satu  $\sigma_i^2 \neq \sigma^2 ; i = 1, 2, \dots, n$  (terdapat heterogenitas spasial)

Statistik uji:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{A} (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{f} \sim \chi^2_k$$

Kriteria uji:

tolak  $H_0$  jika  $BP > \chi^2_k$

#### 2. Autokorelasi Spasial

Autokorelasi spasial adalah korelasi antara variabel independen dengan dirinya sendiri. Pengujian pengaruh spasial berupa autokorelasi spasial dapat dilakukan dengan metode *Moran's I*. Uji *Moran's I* merupakan sebuah uji statistik lokal yang digunakan untuk

mengidentifikasi adanya autokorelasi spasial pada suatu lokasi. Uji *Moran's I* didefinisikan melalui rumus berikut:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{p=1}^n w_{ip} (x_i - \bar{x})(x_p - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (-\bar{x})^2}$$

Uji *Moran's I* merupakan sebuah uji statistik lokal yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya autokorelasi spasial pada suatu lokasi

Hipotesis:

$H_0: I = 0$  (tidak ada autokorelasi antar lokasi)

$H_1: I \neq 0$  (ada autokorelasi antar lokasi)

Statistik uji:

$$Z_{hitung} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{var(I)}}$$

Kriteria uji:

Tolak  $H_0$  jika  $|Z_{hitung}| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$

### Model GWR (Geographically Weighted Regression)

Pada dasarnya model GWR merupakan pengembangan dari model regresi. Hanya saja model GWR menghasilkan parameter yang berbeda pada setiap lokasi pengamatannya. Pada model GWR variabel respon Y ditaksir dengan variabel prediktor X yang masing-masing koefisien regresinya tergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati. Model yang dihasilkan juga hanya dapat digunakan untuk menaksir parameter di lokasi pengamatan. Model GWR dapat dituliskan sebagai berikut :

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n$$

### Bandwidth GWR

Penentuan bandwidth menjadi sangat penting karena mempengaruhi ketepatan model terhadap data. Salah satu cara yang dapat digunakan sebagai kriteria untuk mendapatkan nilai lebar jendela optimum adalah validasi silang (cross validation). Lebar jendela optimum yang digunakan adalah yang menghasilkan nilai koefisien validasi silang minimum, dengan rumus koefisiennya adalah :

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

dengan  $\hat{y}_{\neq i}(b)$  adalah nilai dugaan  $y_i$  (fitting value) dengan pengamatan di lokasi ke-  $i$  dihilangkan dari proses prediksi (Fortheringham et al, 2002). Lebar jendela optimum diperoleh dengan proses iterasi hingga didapatkan CV minimum.

### Pembobot Model GWR

Terdapat beberapa cara yang dapat digunakan untuk menentukan nilai pembobot. Salah satu cara yang paling sederhana adalah dengan memberikan bobot sebesar 1 untuk setiap titik lokasi pengamatan  $i$  dan  $j$  sebagai berikut :

$$W_{ij} = 1, \forall i \text{ dan } j$$

sehingga model yang dihasilkan apabila menggunakan fungsi pembobot ini adalah model regresi linear klasik.

### Fungsi Inverse Jarak

Pembobot GWR juga dapat ditentukan menggunakan fungsi invers jarak seperti berikut:

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

### Fungsi Kernel Adaptive Bi-Square

Berikut merupakan fungsi kernel adaptif Bi-Square :

$$w_{ij} = \begin{cases} \left[ 1 - \left( \frac{d_{ij}}{b_{i(q)}} \right)^2 \right]^2, & \text{jika } d_{ij} < b \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$$

dengan  $b_{i(q)}$  adalah *bandwidth* adaptif yang menetapkan  $q$  sebagai jarak tetangga terdekat dari titik lokasi pengamatan ke- $i$

### Pengujian Kesesuaian Model (Goodness of Fit)

Pengujian dilakukan untuk menguji signifikansi dari faktor geografis yang merupakan inti dari model GWR.

Pengujian ini dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0$ :  $\beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, k = 1, 2, \dots, k$  (tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dengan GWR).

$H_1$ : paling sedikit ada satu  $\beta_k(u_i, v_i)$  yang berhubungan dengan lokasi  $(u_i, v_i)$  (ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWR).

Kriteria Uji

Kriteria uji yang digunakan yaitu :

$$F \geq F_{\alpha; (dk_1, dk_2)}$$

Maka  $H_0$  ditolak. Artinya, ada perbedaan yang signifikan antara model OLS dan model GWR dalam memodelkan data. Nilai  $F_{\alpha; (dk_1, dk_2)}$  diperoleh dari Tabel Distribusi F dengan taraf signifikan ( $\alpha$ ),  $dk$  pembilang yaitu  $dk_1 = n - p - 1$  dan  $dk$  penyebut  $dk_2 = n - 2tr(S_1) + tr(S_1'S_1)$  (Brudson, Fortheringham & Charlton, 2002, 91-92).

### Pengujian Parameter Model

Pengujian ini dilakukan dengan menguji parameter secara parsial. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui parameter mana saja yang signifikan memengaruhi variabel responnya. Bentuk hipotesisnya adalah sebagai berikut :

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

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

T akan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas  $df_2$ . Jika tingkat signifikansi diberikan sebesar  $\alpha$ , maka diambil keputusan dengan menolak  $H_0$  atau dengan kata lain parameter  $\beta_k(u_i, v_i)$  signifikansi terhadap model jika  $|T_{hit}| > t_{\alpha/2; df_2}$

### Pemilihan Model Terbaik

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

Menurut Putri (dikutip dalam Lutfiani, 2017) Dalam model regresi global (model regresi linear klasik) koefisien determinasi digunakan untuk mengukur proporsi dari variasi dalam data pengamatan yang dapat dijelaskan oleh model. Nilai  $R^2$  yang kecil atau mendekati nol berarti kemampuan variabel bebas dalam menjelaskan variabel tak bebas sangat terbatas, sedangkan nilai  $R^2$  mendekati satu berarti kemampuan dari variabel bebas dalam menjelaskan variabel tak bebas sangat kuat, sehingga mengidentifikasi bahwa model mampu menjelaskan variabilitas data. Sedangkan dalam metode GWR, koefisien determinasi ( $R^2$ ) dapat ditentukan dengan menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$R_i^2 = \frac{JKT_{GWR} - JKS_{GWR}}{JKT_{GWR}}$$

### 3. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Salah satu analisis yang menangani masalah spasial adalah *Geographically Weighted Regression*. Sebelum melakukan analisis menggunakan GWR, data harus memenuhi asumsi heteroskedastisitas spasial. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan menggunakan *Breusch-Pagan Test*, diketahui bahwa nilai *Breusch-Pagan* sebesar 0.263 maka dengan menggunakan tingkat signifikansi sebesar  $\alpha = 5\%$  dapat disimpulkan bahwa terjadi homoskedastisitas spasial pada data.

**Bandwidth**

Sebelum memulai analisis GWR langkah pertama yang harus dilakukan adalah menentukan bandwidth optimum menggunakan nilai CV minimum yang selanjutnya akan digunakan dalam menentukan fungsi pembobot *Adaptive kernel Bi-square*. Hal ini dikarenakan pada penelitian ini diharapkan mampu memperoleh bandwidth yang dapat menyesuaikan seiring bertambahnya jarak antar wilayah. Dengan menggunakan *software* GWR4 didapatkan bandwidth sebesar 93.297. Untuk memperoleh nilai dalam fungsi pembobot kernel Bi-square, maka nilai bandwidth disubstitusikan sebagai berikut (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002):

$$w_{ij} = \left[ 1 - \left( \frac{d_{ij}}{93.297} \right)^2 \right]^2$$

Pada fungsi pembobot kernel bi-square ini, jika jarak antara lokasi ke-i dengan lokasi ke-j lebih besar atau sama dengan 93.297 km, maka lokasi tersebut akan diberi bobot nol. Sedangkan jarak antar lokasi yang kurang dari 93.297 km akan diberi bobot mendekati satu seiring semakin dekatnya jarak antara lokasi ke-i dengan lokasi ke-j.

**Pendugaan Parameter GWR**

Berikut ini merupakan nilai minimum, maksimum dan median dari penduga/ estimasi parameter model yang terbentuk dengan metode GWR:

**Tabel 1.** Nilai Minimum dan Maksimum Estimasi Parameter Model

Variable	Koefisien Parameter			Global
	Min	Median	Max	
Intercept	10.410778	16.406706	65.329141	13.519
IKK	-2.422105	3.311382	3.904311	3.771
IPM	-0.700535	-0.250770	-0.185744	-0.237
IP	-0.033321	0.35128	0.160301	0.094
TPT	-0.462931	0.067440	0.116400	0.079
<b>R<sup>2</sup></b>	99.48%			
<b>SSE</b>	17.501			

Tabel 1 diatas merupakan kisaran penduga parameter GWR. Karena adanya pembobot yang digunakan dalam model maka dari itu model tersebut tidak berlaku untuk regresi global hal ini menyebabkan penduga parameter berbeda tiap Kabupaten/Kota. Hasil pendugaan parameter indeks kedalaman kemiskinan antara -2.422105 hingga 3.904311, selanjutnya hasil pendugaan parameter indeks pembangunan manusia antara -0.700535 hingga -0.185744, selanjutnya hasil pendugaan parameter indeks pendidikan antara -0.033321 hingga 0.160301 dan yang terakhir selanjutnya hasil pendugaan parameter tingkat pengangguran terbuka antara -0.462931 hingga 0.116400.

Adapun nilai penduga parameter model GWR ditampilkan pada bahasan berikutnya. Model penduga parameter dengan metode GWR menghasilkan R<sup>2</sup>=99.48% dan SSE=17.501.

### Pengujian Kesesuaian Model GWR

Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan uji F atau Goodness of Fit untuk mengetahui pengaruh pembobotan pada estimasi parameter. Berikut merupakan hipotesis untuk menguji kesesuaian model GWR:

$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, k = 1, 2, \dots, p$  (tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dengan GWR).

$H_1$ : paling sedikit ada satu  $\beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$  (ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWR).

**Tabel 2.** Pengujian Model GWR

Source	DF	SS	MS	F
Global Residuals	23	162.923		
GWR Improvement	8.417	145.421	17.277	
GWR Residuals	14.583	17.501	1.200	14.395784

Dari tabel diatas didapatkan hasil  $F_{hitung}$  model GWR sebesar 14.395784, dengan kriteria penolakan  $F_{tabel} = F_{(\alpha; 23; 14.583)} = 2.357306$  karena  $F_{hitung} > F_{tabel}$  (2.357306) maka  $H_0$  ditolak, jadi dapat disimpulkan bahwa ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWR.

### Pengujian Signifikansi Parameter Parsial Model GWR

Uji parameter dilakukan dengan menguji masing-masing variabel independen terhadap variabel dependen secara parsial. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui variabel-variabel yang berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin di Kota/Kabupaten di Jawa Barat, oleh karena itu setiap Kabupaten/Kota memiliki model dengan karakteristik parameter yang berbeda dengan wilayah lainnya. berikut merupakan hipotesis dari uji parsial model GWR:

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

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

Adapun statistik uji yang digunakan adalah  $t_{hitung}$ . Diketahui daerah penolakan pada pengujian parameter model GWR menyatakan bahwa tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}; n-k-1)}$ . Dengan taraf signifikansi sebesar  $\alpha = 0,05$  maka kriteria pengujiannya adalah tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{0,025; 23} = 2.073873$ .

**Tabel 3.** Signifikansi Variabel Tiap Kabupaten/Kota

No.	Kabupaten/Kota	Variabel signifikan
1	Kabupaten Bogor, Kabupaten Sukabumi, Kabupaten Sumedang dan Kota Depok.	Indeks Kedalaman Kemiskinan.
2	Kabupaten Cianjur, Kabupaten Bandung, Kabupaten Purwakarta, Kabupaten Karawang, Kabupaten Bekasi, Kabupaten Bandung Barat, Kota Bandung, Kota Bekasi dan Kota Cimahi.	Indeks Kedalaman Kemiskinan dan Indeks Pembangunan Manusia.
3	Kabupaten Garut, Kabupaten Tasikmalaya, Kabupaten Ciamis, Kabupaten Kuningan, Kabupaten Cirebon, Kabupaten Majalengka, Kabupaten Indramayu, Kabupaten Pangandaran, Kota Cirebon, Kota Tasikmalaya dan Kota Banjar.	Indeks Kedalaman Kemiskinan, Indeks Pembangunan Manusia dan Indeks Pendidikan.
4	Kabupaten Subang.	Indeks Pembangunan Manusia.

**Pemilihan Model Terbaik**

Untuk mengevaluasi seberapa tepat model dilakukan pemilihan model terbaik, digunakan melalui kriteria nilai  $R^2$  dan Sum Square Error (SSE) yang dihasilkan model. Pemilihan model dilakukan dalam rangka menentukan ketepatan kinerja antara model OLS dengan model GWR yang telah dihasilkan. Berikut merupakan perbandingan kedua model berdasarkan nilai  $R^2$ , AIC dan Sum Square Error (SSE):

**Tabel 4.** Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Kriteria	Regresi Linear	GWR
$R^2$	84.30%	99.48%
SSE	30.358	17.501
AIC	140.770542	91.406954

Berdasarkan Tabel 4. tersebut dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan kriteria nilai  $R^2$ , SSE dan AIC yang dihasilkan dari kedua model, maka model GWR merupakan model yang lebih baik dibandingkan dengan model regresi linear dengan metode OLS. Model GWR terbukti mampu meningkatkan nilai  $R^2$  dan menurunkan nilai SSE dan AIC.

**4. Kesimpulan**

Dalam penelitian menggunakan regresi spasial dengan pendekatan titik yaitu *Geographically Weighted Regression* (GWR) penambahan faktor lain mungkin dapat membuat model semakin baik. Dalam penelitian selanjutnya dapat dilakukan penelitian model regresi spasial dengan pendekatan titik lainnya seperti *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) atau *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLRL).

**Daftar Pustaka**

[1] Alghofari, F. (2010). Analisis Tingkat Pengangguran di Indonesia Tahun 1980-2007.

[2] Badan Pesat Statistik. (2018). *Analisis Tingkat Kemiskinan Provinsi Jawa Barat 2018*. Bandung: BPS Provinsi Jawa Barat.

[3] Badan Pusat Statistik. (2018). *Indeks Pembangunan Manusia Provinsi Jawa Barat 2018*. Bandung: Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat.

[4] Caraka, E. R. (2017). *Geographically Weighted Regression (GWR)*. Yogyakarta: Mobius.

[5] Dollar, D., & Kraay, A., 2002. "Growth is Good for the Poor", *Journal of Economic Growth*, (7), 195-225.

[6] Fortheringham, A. B. (2002). *Geographycally Weighted Regression* . England: JOHN WILEY & SONS, LTD.

[7] Hajarisman, Nusar, & Anneke Iswani Achmad. (2011). *Analisis Regresi Lanjut*. Bandung: Universitas Islam Bandung.

[8] Kasanah, H. &. (2018). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pengangguran Terbuka di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2009-2014. *e-Journal Ekonomi Bisnis dan Akuntansi*, 21-25 .

[9] Lutfiani, N. (2017). *Pemodelan Geographically Wighted Regression (GWR) dengan Fungsi Pembobot Kernel Gaussian dan Bi-square*. Semarang: UNES.

[10] Manggiri, D. &. (2013). Pemodelan Data Kemiskinan di Provinsi Sumatera Barat dengan Metode Geographically Wighted Regression (GWR). *Media Statistika*, 37-49..

[11] Qolbiatunas, N. (2018). *Pendekatan Model Geographically Weighted Regression Pada Jumlah Produksi Padi*. Yogyakarta.

[12] Yulita, T. (2016). *Pemodelan Geographically Weighted Ridge Regression dan Geographically Weighted Lasso Regression Pada Data Spasial dengan Multikolinearitas*. Bogor: IPB.