Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)
Volume 09, No. 3 (2020), hal 467 – 474.

PENERAPAN METODE *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION* PADA PEMODELAN KUALITAS AIR DI KOTA PONTIANAK

Siti Fitriani

INTISARI

Model Geographically weighted regression (GWR) merupakan pengembangan dari model regresi global dimana setiap parameter dihitung pada setiap titik lokasi pengamatan, sehingga setiap lokasi pengamatan memiliki nilai parameter regresi yang berbeda-beda. Metode untuk mengestimasi parameter model GWR menggunakan weighted least square (WLS). Dalam penelitian ini, model GWR diterapkan untuk menentukan model sebaran Total Dissolved Solid (TDS) pada kualitas air di Kota Pontianak. Variabel dependen yang digunakan adalah Total Dissolved Solid (TDS) dan variabel independennya yaitu Chemical Oxygen Demand (COD), Biological Oxygen Demand (BOD), pH, kesadahan dan warna. Metode yang digunakan untuk memilih bandwidth optimum menggunakan cross validation (CV). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GWR dengan pembobot Fixed Bisquare Kernel lebih baik dibandingkan model regresi global karena memiliki nilai AIC terkecil sebesar 346,45 dan nilai MAPE sebesar 22,52%.

Kata Kunci: *Pencemaran Air, Spasial, Regresi Global.*

PENDAHULUAN

Ordinary least square (OLS) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter model regresi [1]. Model regresi linier berlaku pada data statistik yang terdapat beberapa asumsi eror berdistribusi normal, tidak terjadi multikolinieritas, tidak terjadi autokorelasi dan homoskedastisitas [1]. Namun, metode regresi linier kurang tepat diterapkan untuk memodelkan data yang dipengaruhi aspek spasial. Hal ini dikarenakan apabila dalam penelitian menyertakan perbedaan kondisi geografis, maka dapat menyebabkan tidak terpenuhinya homoskedastisitas sehingga memunculkan terjadinya heterogenitas spasial. Salah satu metode spasial yang digunakan untuk menganalisis suatu heterogenitas spasial adalah *geographically weighted regression* (GWR).

Geographically weighted regression (GWR) adalah model statistika yang digunakan untuk menganalisis heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial terjadi apabila satu variabel independen yang sama memberikan respon yang tidak sama pada lokasi pengamatan yang berbeda pada satu wilayah penelitian. Model GWR menghasilkan penaksir parameter yang berbeda untuk setiap titik lokasi pengamatan. Dalam model GWR, variabel dependen ditaksir dengan variabel independen yang masing-masing koefisien regresinya tergantung pada lokasi pengamatan [2]. Estimasi parameter pada model GWR dilakukan dengan menggunakan metode *weighted least square* (WLS). Metode GWR merupakan metode yang dapat digunkanan untuk mengatasi heterogenitas spasial karena model yang dihasilkan bersifat lokal. Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah untuk menerapkan metode GWR pada data kualitas air di Kota Pontianak.

Tahapan analisis dalam penelitian ini yaitu melakukan analisis dengan menggunakan regresi global. Kemudian, melakukan analisis menggunakan metode GWR dimana menentukan koordinat lintang dan bujurnya terlebih dahulu. Langkah selanjutnya yaitu menentukan jarak *Euclidean* dan menghitung *bandwidth* optimum dengan menggunakan *cross validation* (CV). Tahap berikutnya, menghitung matriks pembobot berdasarkan fungsi *Kernel* dan dilanjutkan dengan mengestimasi parameter model GWR. Tahap terakhir yaitu menentukan model terbaik berdasarkan nilai MAPE dan AIC terkecil.

METODE

Regresi Linier

Metode regresi linier merupakan metode yang memodelkan hubungan antara variabel dependen dan variabel independen. Model umum regresi linier dapat ditulis sebagai berikut [3]:

$$a_i = b_0 + \sum_{k=1}^{p} b_k c_{ik} + e_i \quad (1)$$

dimana a_i adalah nilai pengamatan variabel dependen ke-*i* dengan $i = 1,2,\ldots,n$; c_{ik} adalah nilai pengamatan variabel independen ke-*k* pada pengamatan ke-*i* dengan $k = 1,2,\ldots,p$; b_0 adalah konstanta atau intersep model regresi; b_k adalah parameter regresi variabel independen ke-*k* dan e_i adalah eror pada pengamatan ke-*i*. Metode yang digunakan untuk menaksir parameter model regresi adalah dengan meminimumkan jumlah kuadrat eror atau sering disebut dengan OLS yaitu [1]:

$$\hat{\boldsymbol{B}} = \left(\boldsymbol{C}^T\boldsymbol{C}\right)^{-1}\boldsymbol{C}^T\boldsymbol{A} \quad (2)$$

Geographically Weighted Regression (GWR)

***Geographically Weighted Regression* (GWR)** merupakan metode statistika yang digunakan untuk menganalisis heterogenitas spasial [2]. Heterogenitas spasial adalah apabila satu variabel independen yang sama memberikan respon yang tidak sama pada lokasi yang berbeda dalam satu wilayah penelitian. Model GWR menghasilkan penaksir parameter model yang bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan. Dalam model GWR, variabel independen *a* ditaksir dengan variabel dependen yang masing-masing koefisien regresinya tergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati. Model GWR dapat ditulis sebagai berikut [4]:

$$a_i = b_0(q_i,r_i) + \sum_{k=1}^{p} b_k(q_i,r_i)c_{ik} + e_i \quad (3)$$

dimana a_i adalah nilai pengamatan variabel dependen ke-*i* dengan $i = 1,2,\ldots,n$; c_{ik} adalah nilai pengamatan variabel independen ke-*k* pada pengamatan ke-*i*; $b_0(q_i,r_i)$ adalah konstanta atau intersep model GWR; $b_k(q_i,r_i)$ adalah parameter regresi variabel independen ke-*k* pada lokasi pengamatan ke-*i*; (q_i,r_i) adalah titik koordinat lokasi *i* dan e_i adalah eror pada pengamatan ke-*i*.

Estimasi parameter model GWR menggunakan WLS yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi pengamatan. Estimator parameter model untuk setiap lokasinya adalah [4]:

$$\hat{b}(q_i,r_i) = (C^T F(q_i,r_i) C)^{-1} C^T F(q_i,r_i) A \quad (4)$$

dimana $\boldsymbol{C}$ adalah matriks variabel independen $n \times (p+1)$; $\boldsymbol{A}$ adalah matriks variabel dependen ordo $n \times 1$; $\hat{b}(q_i,r_i)$ adalah vektor penduga parameter GWR dan $F(q_i,r_i)$ adalah matriks diagonal berukuran $n \times n$ yang merupakan matriks pembobot spasial lokasi ke-*i*.

Pemilihan Pembobot

Estimasi parameter untuk pembobotan yang digunakan dalam model GWR adalah menggunakan fungsi *Kernel* dimana pembobot yang terbentuk dari fungsi *Kernel* terdiri dari [4]:

1. *Fixed Gaussian Kernel*

$$f_{ij}(q_i,r_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{t_{ij}}{h}\right)^2\right)$$

2. *Fixed Bisquare Kernel*

$$f_{ij}(q_i,r_i)=\begin{cases}\left(1-\left(\frac{t_{ij}}{h}\right)^2\right)^2 & ,\text{untuk } t_{ij}\le h\\ 0 & ,\text{untuk } t_{ij}>h\end{cases}$$

3. *Fixed Tricube Kernel*

$$f_{ij}(q_i,r_i)=\begin{cases}\left(1-\left(\frac{t_{ij}}{h}\right)^3\right)^3 & ,\text{untuk } t_{ij}\le h\\ 0 & ,\text{untuk } t_{ij}>h\end{cases}$$

dengan *h* adalah parmeter non negatif yang dikenal dengan parameter penghalus (*bandwidth*) dan t_{ij} adalah jarak antara titik di lokasi *i* dan lokasi *j* yang didapatkan dari jarak *Euclidean* $\left(t_{ij}\right)^2=\left(q_i-q_j\right)^2+\left(r_i-r_j\right)^2$.

Salah satu metode yang digunakan dalam pemilihan *bandwidth* optimum adalah metode *cross validation* (CV) dengan persamaan sebagai berikut [4]:

$$CV=\sum_{i=1}^{n}\left(a_i-\hat{a}_{\neq i}(h)\right)^2 \tag{5}$$

dengan $\hat{a}_{\neq i}(h)$ adalah nilai pendugaan a_i dimana pengamatan lokasi (q_i,r_i) dihilangkan dari proses pendugaan dan *n* adalah jumlah sampel.

Pemilihan Model Terbaik

Ada beberapa metode yang digunakan untuk memilih model yang sesuai, salah satunya adalah *akaike information criterion* (AIC) yang didefinisikan [4]:

$$AIC_c=2n\ln(\hat{\sigma})+n\ln(2\pi)+n\left\{\frac{n+tr(D)}{n-2-tr(D)}\right\} \tag{9}$$

dengan $\hat{\sigma}$ adalah nilai estimator standar deviasi dari eror hasil estimasi maksimum *likelihood*, yaitu $\hat{\sigma}=\frac{SSE}{n}$ dan $\boldsymbol{D}$ adalah matriks proyeksi dimana $\hat{y}=\boldsymbol{D}y$. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan memilih nilai AIC terkecil. Berikut merupakan bentuk dari matriks $\boldsymbol{D}$:

$$\boldsymbol{D}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{C}_1^T\left[\boldsymbol{C}^T\boldsymbol{F}(q_1,r_1)\boldsymbol{C}\right]\boldsymbol{C}^T\boldsymbol{F}(q_1,r_1)\\ \boldsymbol{C}_2^T\left[\boldsymbol{C}^T\boldsymbol{F}(q_2,r_2)\boldsymbol{C}\right]\boldsymbol{C}^T\boldsymbol{F}(q_2,r_2)\\ \vdots\\ \boldsymbol{C}_n^T\left[\boldsymbol{C}^T\boldsymbol{F}(q_n,r_n)\boldsymbol{C}\right]\boldsymbol{C}^T\boldsymbol{F}(q_n,r_n)\end{bmatrix}$$

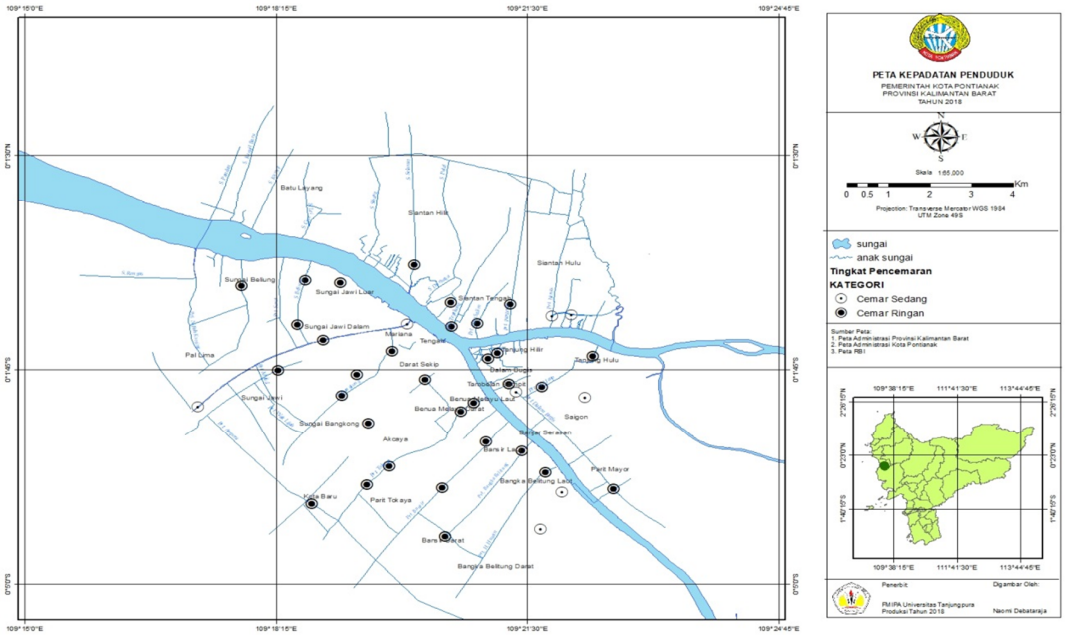
dengan $\boldsymbol{D}$ berukuran $n\times n$ dan $\boldsymbol{F}(q_i,r_i)$ merupakan matriks berukuran $n\times n$.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sampel air yang diambil pada pada 42 lokasi [7].Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *Total Dissolved Solid* (TDS) sebagai variabel dependen (Y) dan variabel independen yaitu *Chemical Oxygen Demands* (COD) (X_1), *Biological Oxygen Demands* (BOD) (X_2), pH (X_3), kesadahan (X_4) dan warna (X_5).

Titik-titik lokasi pengambilan sampel air disajikan pada Gambar 1 (Fikri, Debataraja dan Kusnandar, 2019):



Gambar 1 Peta Titik Lokasi Sampel

Estimasi Model Regresi Global

Estimasi parameter dalam model regresi global dilakukan dengan menggunakan metode *ordinary least square* (OLS). Persamaan model regresi global yang terbentuk adalah:

$$\hat{y} = 22,33 - 0,19x_1 + 0,53x_2 + 4,94x_3 + 1,02x_4 - 0,04x_5 \qquad (10)$$

Model Persamaan (10) menjelaskan bahwa nilai *Adjusted R-Square* sebesar 79,47% yang berarti model regresi linier mampu menjelaskan variabel dependen sebesar 79,47% sedangkan 20,53% sisanya dijelaskan oleh variabel lain di luar model.

Pengujian signifikansi parameter secara parsial dalam regresi global menunjukkan bahwa variabel yang memiliki nilai $|t_{\text{hitung}}| > t_{(0,025;36)}(2,02809)$ atau *p-value* kurang dari *alpha* adalah kesadahan dan warna. Pengujian asumsi residual dari model regresi global yaitu sebagai berikut:

Uji Multikolinieritas

Salah satu cara yang digunakan dalam menguji multikolinieritas adalah melihat nilai *variance inflation factors* (VIF). Jika nilai VIF kurang dari 10 maka model dinyatakan bebas dari multikolinieritas. Hasil analisis pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa semua variabel independen tidak mengalami masalah multikolinieritas karena memiliki nilai VIF kurang dari 10. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Uji Multikolinieritas

Variabel	COD	BOD	pH	Kesadahan	Warna
Nilai VIF	3,81	1,39	2,70	1,79	5,03

Uji Heteroskedastisitas

Pengujian heteroskedastisitas dilakukan sebagai syarat salah satu uji asumsi eror untuk membentuk model OLS. Salah satu cara yang digunakan dalam pengujian heteroskedastisitas adalah menggunakan uji *Breusch-Pagan* (BP) yang dapat mendeteksi heterogenitas spasial. Hipotesis uji nya yaitu sebagai berikut:

H_0 : tidak terjadi heteroskedastisitas

H_1 : terjadi heteroskedastisitas

Hasil analisis menunjukkan bahwa nilai BP_{hitung} sebesar 6,70 lebih kecil dari $\chi^2_{(0,05;5)}$ yaitu sebesar 11,07. Selain itu, nilai *p-value* sebesar 0,24 lebih besar dari nilai *alpha* sebesar 0,05. Hal ini berarti bahwa H_0 diterima, sehingga dapat disimpulkan tidak terjadi heteroskedastisitas.

Uji Autokorelasi

Salah satu cara untuk melihat adanya autokorelasi adalah dengan *Durbin-Watson* (DW) menghasilkan nilai signifikansi. Hipotesis DW sebagai berikut:

H_0 : eror tidak terjadi autokorelasi

H_1 : eror terjadi autokorelasi

Hasil analisis yang dilakukan dengan menggunakan uji DW menghasilkan nilai signifikansi sebesar 1,90. Nilai dL dan dU untuk k=5 dan n=42 adalah 1,2546 dan 1,7814, sehingga $dL \leq dW \leq 4 - dU$ yaitu tidak ada autokorelasi dengan 4-dU=4-1,2546=2,7454.

Uji Normalitas

Uji normalitas merupakan salah satu syarat dalam model regresi linier yang mengharuskan terpenuhinya asumsi bahwa eror berdistribusi normal. Uji yang digunakan dalam menguji normalitas adalah uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : eror berdistribusi normal

H_1 : eror tidak berdistribusi normal

Hasil analisis menujukkan bahwa dengan nilai *asymp. sig. (2-tailed)* sebesar 0,89 lebih besar dari nilai *alpha* dengan *alpha* sebesar 0,05. Hal ini berarti bahwa dengan kriteria pengambilan keputusan H_0 diterima jika nilai *p-value* lebih besar dari *alpha*, sehingga dapat disimpulkan bahwa H_0 diterima yang berarti nilai eror pada model berdistribusi normal.

***Geographically Weighted Regression* (GWR)**

Dalam model GWR, fungsi pembobot yang digunakan yaitu *Fixed Gaussian Kernel, Fixed Bisquare Kernel* dan *Fixed Tricube Kernel*. Berdasarkan hasil perbandingan dari ketiga fungsi *Kernel* tertera pada Tabel 2.

Tabel 2. *Cross Validation* dan *Bandwidth* Pada Fungsi Pembobot

Fungsi Pembobot	CV minimum	*Bandwidth*
Fixed Gaussian Kernel	12810,11	0,03630064
Fixed Bisquare Kernel	12685,25	0,09124525
Fixed Tricube Kernel	12812,73	0,09405774

Hasil analisis pada Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai CV minimum terdapat pada fungsi pembobot *Fixed Bisquare Kernel*. Hal ini berarti bahwa fungsi pembobot *Fixed Bisquare Kernel* yang digunakan untuk menentukan pembobotan pada model GWR.

Setelah mendapatkan *bandwidth* optimum, langkah selanjutnya adalah menentukan matriks pembobot pada masing-masing lokasi ke-*i* $\boldsymbol{F}(q_1,r_1)$ dengan menghitung jarak *Euclidean* (q_1,r_1) terlebih dahulu pada setiap lokasi pengamatan. Matriks pembobot digunakan untuk mencari penaksir parameter model GWR dengan memasukkan nilai pembobot kedalam perhitungannya. Setiap nilai ditaksir pada titik pengamatan, sehingga setiap titik pengamatan mempunyai nilai parameter yang berbeda-beda.

Hasil estimasi parameter model GWR untuk 42 lokasi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Estimasi Parameter Model GWR

Lokasi	Model GWR
1	$\hat{y}_1 = -22,49 - 0,10x_1 + 0,94x_2 + 8,12x_3 + 1,18x_4 - 0,05x_5$
2	$\hat{y}_2 = -9,26 - 0,13x_1 + 0,77x_2 + 7,48x_3 + 1,11x_4 - 0,05x_5$
3	$\hat{y}_3 = -24,62 - 0,09x_1 + 0,98x_2 + 8,15x_3 + 1,20x_4 - 0,05x_5$
4	$\hat{y}_4 = -18,25 - 0,11x_1 + 0,88x_2 + 7,98x_3 + 1,15x_4 - 0,05x_5$
5	$\hat{y}_5 = -2,30 - 0,14x_1 + 0,71x_2 + 6,96x_3 + 1,08x_4 - 0,05x_5$
6	$\hat{y}_6 = 4,64 - 0,16x_1 + 0,66x_2 + 6,35x_3 + 1,07x_4 - 0,05x_5$
7	$\hat{y}_7 = 7,36 - 0,16x_1 + 0,65x_2 + 6,09x_3 + 1,07x_4 - 0,05x_5$
8	$\hat{y}_8 = -7,68 - 0,13x_1 + 0,76x_2 + 7,37x_3 + 1,10x_4 - 0,05x_5$
9	$\hat{y}_9 = -4,17 - 0,14x_1 + 0,73x_2 + 7,11x_3 + 1,09x_4 - 0,05x_5$
10	$\hat{y}_{10} = 37,68 - 0,34x_1 + 0,62x_2 + 0,89x_3 + 1,42x_4 - 0,01x_5$
11	$\hat{y}_{11} = 17,31 - 0,18x_1 + 0,60x_2 + 4,98x_3 + 1,08x_4 - 0,04x_5$
12	$\hat{y}_{12} = 17,31 - 0,18x_1 + 0,60x_2 + 4,98x_3 + 1,08x_4 - 0,04x_5$
13	$\hat{y}_{13} = 26,33 - 0,21x_1 + 0,58x_2 + 3,76x_3 + 1,12x_4 - 0,04x_5$
14	$\hat{y}_{14} = -0,29 - 0,15x_1 + 0,70x_2 + 6,80x_3 + 1,08x_4 - 0,04x_5$
15	$\hat{y}_{15} = 12,69 - 0,17x_1 + 0,62x_2 + 5,52x_3 + 1,07x_4 - 0,04x_5$
16	$\hat{y}_{16} = 20,20 - 0,19x_1 + 0,59x_2 + 4,62x_3 + 1,08x_4 - 0,04x_5$
17	$\hat{y}_{17} = 32,86 - 0,24x_1 + 0,57x_2 + 2,67x_3 + 1,18x_4 - 0,03x_5$
18	$\hat{y}_{18} = 25,37 - 0,21x_1 + 0,58x_2 + 3,91x_3 + 1,11x_4 - 0,04x_5$
19	$\hat{y}_{19} = 35,75 - 0,27x_1 + 0,58x_2 + 2,05x_3 + 1,23x_4 - 0,03x_5$
20	$\hat{y}_{20} = 37,33 - 0,35x_1 + 0,63x_2 + 0,84x_3 + 1,43x_4 - 0,01x_5$
21	$\hat{y}_{21} = 24,15 - 0,20x_1 + 0,58x_2 + 4,08x_3 + 1,10x_4 - 0,04x_5$
22	$\hat{y}_{22} = 15,96 - 0,18x_1 + 0,61x_2 + 5,15x_3 + 1,07x_4 - 0,04x_5$
23	$\hat{y}_{23} = 18,26 - 0,19x_1 + 0,60x_2 + 4,86x_3 + 1,08x_4 - 0,04x_5$
24	$\hat{y}_{24} = 37,60 - 0,34x_1 + 0,62x_2 + 0,88x_3 + 1,42x_4 - 0,01x_5$

Lokasi	Model GWR
25	$\hat{y}_{25} = 33,96 - 0,38x_1 + 0,64x_2 + 0,78x_3 + 1,53x_4 - 0,09x_5$
26	$\hat{y}_{26} = 37,98 - 0,31x_1 + 0,60x_2 + 1,31x_3 + 1,33x_4 - 0,02x_5$
27	$\hat{y}_{27} = 30,68 - 0,38x_1 + 0,61x_2 - 0,53x_3 + 1,83x_4 + 0,01x_5$
28	$\hat{y}_{28} = 35,85 - 0,27x_1 + 0,58x_2 + 2,03x_3 + 1,24x_4 - 0,03x_5$
29	$\hat{y}_{29} = 37,87 - 0,28x_1 + 0,60x_2 + 1,38x_3 + 1,32x_4 - 0,02x_5$
30	$\hat{y}_{30} = 36,97 - 0,28x_1 + 0,59x_2 + 1,72x_3 + 1,27x_4 - 0,02x_5$
31	$\hat{y}_{31} = 36,83 - 0,28x_1 + 0,59x_2 + 1,76x_3 + 1,27x_4 - 0,02x_5$
32	$\hat{y}_{32} = 30,26 - 0,23x_1 + 0,57x_2 + 3,14x_3 + 1,15x_4 - 0,04x_5$
33	$\hat{y}_{33} = 29,00 - 0,22x_1 + 0,57x_2 + 3,35x_3 + 1,14x_4 - 0,04x_5$
34	$\hat{y}_{34} = 23,07 - 0,20x_1 + 0,58x_2 + 4,23x_3 + 1,10x_4 - 0,04x_5$
35	$\hat{y}_{35} = 21,12 - 0,19x_1 + 0,59x_2 + 4,50x_3 + 1,09x_4 - 0,04x_5$
36	$\hat{y}_{36} = 22,31 - 0,20x_1 + 0,58x_2 + 4,34x_3 + 1,09x_4 - 0,04x_5$
37	$\hat{y}_{37} = 29,61 - 0,23x_1 + 0,57x_2 + 3,25x_3 + 1,14x_4 - 0,04x_5$
38	$\hat{y}_{38} = 19,72 - 0,19x_1 + 0,59x_2 + 4,68x_3 + 1,08x_4 - 0,04x_5$
39	$\hat{y}_{39} = -8,08 - 0,13x_1 + 0,76x_2 + 7,40x_3 + 1,10x_4 - 0,05x_5$
40	$\hat{y}_{40} = 35,65 - 0,27x_1 + 0,58x_2 + 2,08x_3 + 1,23x_4 - 0,03x_5$
41	$\hat{y}_{41} = -13,57 - 0,12x_1 + 0,82x_2 + 7,74x_3 + 1,13x_4 - 0,05x_5$
42	$\hat{y}_{42} = 30,68 - 0,23x_1 + 0,57x_2 + 3,07x_3 + 1,15x_4 - 0,04x_5$

PEMILIHAN MODEL TERBAIK

Setelah mengestimasi parameter model GWR, selanjutnya mencari nilai $\hat{y}$ yang akan dibandingkan dengan *y* aktualnya. Kemudian perbandingan antara model regresi global dan GWR dengan menggunakan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* dilakukan dengan menggunakan *mean absolute percentage error* (MAPE) dan AIC. Hasil perbandingan kesesuaian model dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Kesesuaian Model

Model	MAPE	AIC
Regresi Global	26,44%	365,46
GWR	22,52%	346,45

Hasil analisis yang tertera pada Tabel 4 dapat dilihat bahwa nilai MAPE terkecil terdapat pada model GWR yang berarti bahwa model GWR memiliki kriteria cukup baik dan nilai AIC untuk melihat model terbaik terdapat pada model GWR.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan bahwa model GWR lebih baik dibandingkan dengan regresi global dalam memodelkan sebaran TDS di Kota Pontianak. Hal ini dikarenakan model GWR memiliki nilai AIC lebih kecil dibandingkan model regresi global.

DAFTAR PUSTAKA

[1]. Kusnandar, D., Debataraja, N. N., Mara., M. N dan Satyahadewi, N. 2019. *Metode Statistika dan Aplikasinya*. Pontianak, Untan Press; 2019.

[2]. Magri, I dan Ispriyanti, D. Pemodelan Data Kemiskinan di Provinsi Sumatera Barat dengan Metode Geographically Weighted Regression. *Media Statistika*. 2013; **6**(1): 37-49.

[3]. Chasco, C., Gracia, I., dan Vicens, J. Modeling Spatial Variations in Household Disposable Income with Geographically Weighted Regression. *Munich Personal RePEc Achive Paper*. 2007 (1682).

[4]. Fotheringham, A. S., Brunsdon, C., dan Charlton, M. *Geographically Weighted Regression*. John Wiley and Sons. Chichester, UK; 2002.

[5]. Debataraja, N. N., Kusnandar, D., Imro'ah, N., dan Rachmadiar, M. Penerapan Metode Cokriging untuk Mengestimasi Jumlah Zat Padat Terlarut Pada Air di Permukiman Kota Pontianak. *Jurnal Matematika, Sains dan Teknologi*. 2019; **20**(2): 142-148.

[6]. Debataraja, N. N., Kusnandar, D., dan Nusantara, R. W. Identifikasi Lokasi Sebaran Pencemaran Air di Kawasan Permukiman Kota Pontianak. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*. 2018; **15**(1): 37-41.

[7]. Fikri, M., Debataraja, N. N., dan Kusnandar, D. Penentuan Sebaran Spasial Pencemaran Air di Kota Pontianak Menggunakan Analisis Diskriminan Dua Kelompok. *Jurnal Media Statistika*. 2019; **12**(2):226-235.

SITI FITRIANI : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak
sitifitriani15@student.untan.ac.id