



## Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) untuk Memodelkan Nilai Angka Buta Huruf di Provinsi Sumatera Selatan Tahun 2021

Rizky Ardhani\*, Nar Herrhyanto, dan Fitriani Agustina

Program Studi Matematika, Fakultas Pendidikan Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,  
Universitas Pendidikan Indonesia, Indonesia

\*Correspondence: E-mail: [rizkyardhani81@gmail.com](mailto:rizkyardhani81@gmail.com)

### ABSTRAK

Metode regresi dengan memperhatikan aspek spasial sering kali dipengaruhi oleh kondisi geografis dari masing-masing lokasi pengamatan. Pada penelitian ini dikonstruksi model regresi untuk memprediksi hubungan nilai Angka Buta Huruf (ABH) dengan beberapa variabel bebas menggunakan *Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR)* di provinsi Sumatera Selatan. Variabel-variabel bebas yang dimaksud adalah jumlah penduduk ( $X_1$ ), angka partisipasi murni SD ( $X_2$ ), angka partisipasi murni SMP ( $X_3$ ), banyak tenaga pendidik SD ( $X_4$ ), banyak tenaga pendidik SMP ( $X_5$ ), dan persentase penduduk miskin ( $X_6$ ). MGWR dipilih karena memungkinkan penggunaan *bandwidth* pada setiap variabel, sehingga diharapkan mampu memberikan suatu ketepatan model yang diduga lebih akurat terhadap suatu data. Salah satu model ABH yang terdapat di Kota Palembang adalah  $\hat{y}_{KotaPalembang} = -0,0187 + 0,558X_1 - 0,1748X_2 - 0,0062X_3 - 1,6129X_4 - 1,4489X_5 + 0,5394X_6$ .

© 2023 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

### INFORMASI ARTIKEL

#### Sejarah Artikel:

Diterima 12 Agustus 2023

Direvisi 10 September 2023

Disetujui 18 Oktober 2023

Tersedia online 1 November 2023

Dipublikasikan 1 Desember 2023

#### Kata Kunci:

Angka Buta Huruf,

Bandwidth,

GWR,

Heterogenitas Spasial,

MGWR.

### ABSTRACT

Regression methods that take into account spatial aspects are often influenced by the geographical conditions of each observation location. In this study, a regression model was constructed to predict the relationship between the value of the illiteracy rate and several independent variables using *Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR)* in South Sumatra province. These independent variables are the population ( $X_1$ ), the pure elementary school participation rate ( $X_2$ ), the pure junior high school participation rate ( $X_3$ ), the number of elementary school teaching staff ( $X_4$ ), the number of junior high school teaching staff ( $X_5$ ), and the percentage of poor people ( $X_6$ ). MGWR was chosen because of the use of *bandwidth* in each variable, so it is expected to provide a model accuracy that is thought to be more accurate to the data. One of the ABH models found in Palembang City is  $\hat{y}_{KotaPalembang} = -0,0187 + 0,558X_1 - 0,1748X_2 - 0,0062X_3 - 1,6129X_4 - 1,4489X_5 + 0,5394X_6$ .

© 2023 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

#### Keywords:

Bandwidth,

GWR,

Illiteracy Rate,

MGWR,

Spatial Heterogeneity.

## 1. PENDAHULUAN

Model regresi linear berganda merupakan model regresi linear yang melibatkan lebih dari satu variabel prediktor. Model regresi ini sering dikenal sebagai model regresi global (Khoeriyah & Hajarisman, 2021). Model regresi global mempunyai koefisien yang nilainya sama untuk setiap lokasi. Namun, perbedaan lokasi daerah dapat memberikan suatu data yang bersifat spasial yang dikenal dengan istilah heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial dapat terjadi, karena kondisi geografis, sosial, budaya, dan ekonomi yang berbeda di masing-masing lokasi (Jiang, 2015). Apabila hal ini terjadi, maka teknik analisis regresi yang sesuai untuk menganalisis bentuk hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon serta memperhatikan aspek spasial adalah *Geographically Weighted Regression* (Brunsdon et al., 1998).

Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan model dengan pendekatan titik ketika heterogenitas spasial terdeteksi. Nilai parameter GWR berbeda untuk setiap lokasi pengamatan. Selain itu, pentingnya pemilihan *bandwidth* optimum pada model GWR harus diperhatikan, karena akan mempengaruhi ketepatan model terhadap data, yaitu mengatur varians dan bias dari suatu model. Namun, pemilihan dan penggunaan satu *bandwidth* secara keseluruhan pada suatu model GWR di setiap lokasinya menciptakan keterbatasan sehingga hal tersebut belum dapat dikatakan cukup untuk merepresentasikan ketepatan model pada suatu data (Fotheringham et al., 2017). Selain itu, timbul permasalahan baru ketika menggunakan metode GWR. Metode GWR baru-baru ini menghadapi kritik karena ketidakmampuannya dalam hal menangani multikolinearitas spasial (Iyanda et al., 2020).

Adanya persoalan di atas, memicu terjadinya pengembangan suatu model regresi yang merupakan perluasan dari GWR. Model tersebut dikenal sebagai *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR), dimana dimungkinkan untuk menggunakan *bandwidth* pada masing-masing variabelnya dan dilambangkan dengan *bw*, sehingga akan diperoleh suatu ketepatan model yang diduga lebih akurat terhadap suatu data (Fotheringham et al., 2017).

Contoh fenomena-fenomena yang diakibatkan oleh pengaruh spasial adalah mengenai Angka Buta Huruf (ABH) (Astuti et al., 2017). Persentase ABH di Indonesia yang dilansir oleh Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2020 menunjukkan bahwa persentase ABH tahun 2019 sebesar 1,78% atau 3.081.136 jiwa, dan pada tahun 2020 menjadi 1,71%, atau menjadi 2.961.060 jiwa.

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang berkenaan dengan ABH dan MGWR. Maharani & Setya (2016) menggunakan GWR untuk memprediksi nilai ABH di Provinsi Sumatera Barat. Oshan et al. (2019) menerapkan MGWR untuk menginvestigasi proses heterogenitas dan skala spasial. Mansour et al. (2021) menggunakan MGWR untuk menentukan sosiodemografi tingkat kejadian COVID-19 di Oman.

Pada artikel ini dibahas dan dikaji persoalan mengenai *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR) dan mengaplikasikannya pada fenomena Angka Buta Huruf penduduk di Provinsi Sumatera Selatan. Peneliti memilih lokasi di Provinsi Sumatera Selatan, karena fenomena Angka Buta Huruf juga masih terjadi di daerah tersebut. Data pada tahun 2021 menunjukkan ABH daerah Sumatera Selatan sebesar 1,22% atau sebanyak 76.683 jiwa.

## 2. METODE

Metode yang digunakan dan dibahas pada penelitian ini adalah *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR). Sumber data diperoleh dari website Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Selatan <https://sumsel.bps.go.id/>. Unit observasi data yang digunakan adalah 13 kabupaten dan 4 kota yang ada di Provinsi Sumatera Selatan.

### 2.1 *Geographically Weighted Regression* (GWR)

Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan pengembangan dari metode regresi. Hanya saja pada model GWR parameter persamaan untuk setiap lokasi pengamatan berbeda dengan lokasi lainnya, sehingga banyak vektor parameter yang diduga adalah sebanyak lokasi pengamatan yang digunakan dalam data.

Model GWR dapat dituliskan sebagai berikut (Brunsdon et al., 1998).

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

dengan

$Y_i$	: Variabel respon pada pengamatan ke- $i$ ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ )
$\beta_0(u_i, v_i)$	: <i>Intercept</i> / konstanta
$\beta_k(u_i, v_i)$	: Koefisien regresi dari variabel prediktor $X$ ke- $k$ ( $k = 1, 2, 3, \dots, p$ )
$X_{ik}$	: Variabel prediktor ke- $k$ ( $k = 1, 2, 3, \dots, p$ ) pada pengamatan ke- $i$ ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ )
$\varepsilon_i$	: Nilai error pada titik lokasi ke- $i$ yang diasumsikan dengan rata-rata nol dan varians $\sigma^2$
$n$	: Banyak pengamatan

Dengan demikian, setiap nilai parameter model *Geographically Weighted Regression* dihitung pada setiap lokasi. Pendekatan yang dilakukan dalam GWR adalah pendekatan titik, sehingga setiap titik lokasi geografis mempunyai nilai parameter regresi yang berbeda-beda (Griffith, 2008).

### 2.2 Pemodelan *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR)

Fenomena buta huruf merupakan fenomena nyata yang masih terjadi pada penduduk Provinsi Sumatera Selatan. Salah satu metode statistika yang dapat digunakan untuk menganalisis fenomena buta huruf adalah analisis regresi. Pada analisis regresi linear berganda menghasilkan nilai penduga yang bersifat global. Pada kenyatannya, seringkali analisis yang menghasilkan model berbasis lokal, kewilayahan sangat diperlukan, karena hasil dari kasus yang diteliti beragam dari satu wilayah ke wilayah lain yang sering dikenal dengan heterogenitas spasial. Model yang dapat mengatasi permasalahan heterogenitas spasial adalah *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR)

Model MGWR merupakan suatu model regresi yang memperhatikan adanya efek heterogenitas spasial. Model ini merupakan pengembangan dari model linear spasial multivariat dengan penaksir parameter bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan dan juga merupakan suatu perluasan dari model GWR. Pada model MGWR, asumsi yang digunakan adalah vektor *error* yang berdistribusi normal multivariat dengan mean vektor nol dan matriks varians-kovarian sigma pada setiap lokasi  $(u_i, v_i)$ .

Makna multiskala pada MGWR ialah memungkinkan untuk penggunaan *bandwidth* pada masing-masing variabelnya dan dilambangkan dengan *bw*. Penggunaan *bandwidth* pada masing-masing variabelnya akan diperoleh suatu ketepatan model yang diduga lebih akurat terhadap suatu data (Fotheringham et al., 2017). Model yang dibuat ini juga memungkinkan dapat beroperasi pada skala spasial yang berbeda pada setiap lokasi dengan mempertimbangkan distribusi spasial yang berbeda (Fotheringham et al., 2017). Model GWR dapat dituliskan sebagai berikut (Brunsdon et al., 1998):

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

Karena adanya penambahan *bandwidth* pada tiap variabel, maka diperoleh model MGWR (Fotheringham et al., 2017):

$$Y_i = \beta_{bw0}(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_{bwk}(u_i, v_i)X_{ik} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n$$

dengan

- $Y_i$  : Variabel respon pada pengamatan ke-  $i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ )
- $\beta_{bw0}(u_i, v_i)$  : *Intercept* / konstanta
- $\beta_{bwk}(u_i, v_i)$  : Koefisien regresi dari variabel prediktor  $X$  ke-  $k$  ( $k = 1, 2, 3, \dots, p$ )
- $X_{ik}$  : Variabel prediktor ke-  $k$  ( $k = 1, 2, 3, \dots, p$ ) pada pengamatan ke-  $i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ )
- $\varepsilon_i$  : Nilai error pada titik lokasi ke-  $i$  yang diasumsikan dengan rata-rata nol dan varians  $\sigma^2$
- $n$  : Banyak pengamata

Model MGWR sangat erat kaitannya dengan istilah *bandwidth*. *Bandwidth* merupakan pengontrol keseimbangan antara kesesuaian kurva terhadap data dan kelulusan data. Nilai *bandwidth* yang kecil akan mengakibatkan variansi yang dihasilkan semakin besar, sehingga model yang diperoleh *undersmoothed*. Nilai *bandwidth* yang besar mengakibatkan bias semakin besar sehingga model yang diperoleh *oversmoothed* (Destyanugraha & Kurniawan, 2017). Sehingga untuk menghindari kedua hal tersebut diperlukan metode untuk menghasilkan nilai *bandwidth* optimum. Kriteria yang digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum pada penelitian ini adalah *Akaike Information Criterion Corrected* (AICc).

*Akaike Information Criterion Corrected* (AICc) merupakan pengembangan dari *Akaike Information Criterion* (AIC), yaitu untuk mengukur kualitas relatif dari model statistik berdasarkan data yang telah diberikan, sehingga dapat ditentukan model yang paling cocok untuk data. Dikarenakan AICc berkaitan dengan konsepsi regresi spasial, khususnya pada pemilihan *bandwidth*, maka akan dipilih nilai AICc yang dapat meminimalkan kekeliruan model atau meminimalkan hilangnya informasi dari data pada model yang terbentuk.

AICc adalah penyesuaian dari AIC yang digunakan ketika sampel berukuran kecil dengan ketentuan ( $n/k < 40$ ) (Portet, 2020), sehingga dalam hal ini dikoreksi dengan *AIC Corrected* (AICc). Metode pemilihan *bandwidth* dengan AICc dilakukan secara iterasi dengan mengevaluasi nilai AICc terkecil pada interval jarak minimum dan maksimum lokasi pengamatan, sehingga diperoleh nilai AICc minimum. Nilai *bandwidth* dikatakan optimum, jika nilai AICc yang dihasilkan minimum. Secara matematis, AICc dapat dituliskan sebagai berikut (Wagenmakers & Farrell, 2004):

$$AIC_c = AIC + \frac{2k(k+1)}{n-k-1}$$

dengan:

$$AIC = 2k - 2\ln(\text{likelihood})$$

$k$  : banyak parameter yang akan ditaksir

$\ln(\text{likelihood})$  : nilai maksimum *likelihood* model

$n$  : ukuran sampel

*Bandwidth* yang telah diperoleh dan dikatakan optimum, selanjutnya dilakukan pembobotan dengan membentuk matriks pembobot menggunakan fungsi Kernel. Pembobotan ini digunakan untuk memberikan hasil penaksiran parameter yang berbeda untuk tiap lokasi pengamatan. Fungsi Kernel memberikan pembobot sesuai *bandwidth* optimum yang nilainya bergantung pada kondisi data. Fungsi Kernel yang digunakan dalam penelitian ini adalah fungsi Kernel tetap *Gaussian* atau *fixed Kernel Gaussian*. Fungsi Kernel *Gaussian* dapat dituliskan sebagai berikut (Yang & Tsai, 2008):

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

dengan  $b$  adalah *bandwidth* dan  $d_{ij}$  adalah jarak *Euclidean* antara lokasi  $(u_i, v_i)$  ke lokasi  $(u_j, v_j)$  yang diperoleh dari persamaan:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (1)$$

Fungsi Kernel tetap *Gaussian* memiliki *bandwidth* yang sama di setiap titik lokasi, karena pada model MGWR *bandwidth* yang berbeda bukan di setiap titik lokasi melainkan terjadi pada masing-masing variabelnya.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas terkait bagaimana pemodelan *Multiscale Geographically Weighted Regression* terhadap fenomena Angka Buta Huruf yang terjadi di 17 Kota/Kabupaten Provinsi Sumatera Selatan. Data yang dianalisis berasal dari data pada tahun 2021 dan bersumber dari *website* Badan Pusat Statistika Provinsi Sumatera Selatan.

Langkah awal untuk bisa memperoleh model MGWR yaitu melakukan identifikasi karakteristik data seperti analisis statistika deskriptif data hingga pengujian aspek spasial. Tahap akhir dari proses ini dilanjutkan dengan melakukan pemodelan MGWR serta melakukan interpretasi dari model yang telah diperoleh. Identifikasi karakteristik data merupakan tahapan awal dalam menemukan model MGWR. Tahapan tersebut terdiri dari beberapa rangkaian proses yang harus dilakukan untuk melihat apakah data yang digunakan memenuhi kriteria yang dibutuhkan untuk menggunakan model MGWR.

#### 3.1 Analisis statistika deskriptif

Hasil analisis statistika deskriptif data dari masing-masing variabel penelitian disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Analisis Statistika Deskriptif ABH Provinsi Sumatera Selatan

Variabel	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Y (Angka Buta Huruf)	17	0,22	2,94	1,2224	0,74480
X <sub>1</sub> (Jumlah Penduduk)	17	145266	1686073	502991,12	370539.323
X <sub>2</sub> (Angka Partisipasi Murni SD)	17	93,30	99,79	98,6412	1,50896
X <sub>3</sub> (Angka Partisipasi Murni SMP)	17	69,62	92,86	81,7129	6,70456
X <sub>4</sub> (Banyak Tenaga Pendidik SD)	17	1168	7446	3442,53	1826,576
X <sub>5</sub> (Banyak Tenaga Pendidik SMP)	17	573	4495	1565,12	922,441
X <sub>6</sub> (Persentase Penduduk Miskin)	17	10,40	19,34	14,1653	2,46682

Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat bahwa variabel Angka Buta Huruf (ABH) memiliki nilai rata-rata sebesar 1,22% yang artinya fenomena ABH secara keseluruhan masih terjadi di Provinsi Sumatera Selatan sebesar 1,22%. Angka ini tergolong rendah daripada rata-rata ABH Huruf yang terjadi di Indonesia sebesar 3,96% pada tahun 2021. Lalu, variabel angka partisipasi murni SD dan SMP masing-masing mempunyai nilai rata-rata sebesar 98,64% dan 81,71%. Angka-angka ini tergolong tinggi, karena nilainya berada di atas rata-rata angka partisipasi murni SD dan angka partisipasi Murni SMP di Indonesia sebesar 97,80% dan 80,59%. Variabel persentase penduduk miskin memiliki nilai rata-rata sebesar 14,16% dan angka ini tergolong tinggi dibandingkan dengan rata-rata persentase penduduk miskin yang terjadi di Indonesia sebesar 9,54%. Kemudian, beberapa dari variabel penelitian yang digunakan memiliki standar deviasi yang cukup signifikan berbeda dari standar deviasi variabel penelitian yang lainnya, sehingga secara tidak langsung menunjukkan bahwa variasi data beragam. Hal ini dapat menggambarkan terdapat heterogenitas spasial, karena heterogenitas data ditinjau dari variansi masing-masing variabel.

### 3.2 Pengujian Heteroskedastisitas dan Multikolinearitas

Uji multikolinearitas merupakan suatu uji dengan tujuan untuk menguji apakah terdapat korelasi yang tinggi atau sempurna antar variabel prediktor atau tidak dalam model regresi. Uji multikolinearitas dalam penelitian menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Hasil uji multikolinearitas terdapat pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Uji Multikolinearitas

Variabel	VIF
X <sub>1</sub>	47,012
X <sub>2</sub>	5,150
X <sub>3</sub>	2,404
X <sub>4</sub>	17,848
X <sub>5</sub>	45,110
X <sub>6</sub>	1,945

Standar keputusan untuk multikolinearitas adalah  $H_0$  ditolak jika nilai VIF > 10 yang berarti terjadi multikolinearitas. Berdasarkan Tabel 2 dapat dilihat bahwa  $X_1$ ,  $X_4$  dan  $X_5$  memiliki nilai VIF > 10, maka variabel tersebut terjadi multikolinearitas. Sehingga disimpulkan variabel  $X_1$ ,  $X_4$  dan  $X_5$  terjadi multikolinearitas.

Uji Heteroskedastisitas merupakan suatu uji dengan tujuan untuk menilai apakah ada ketidaksamaan variansi dari residual untuk semua pengamatan pada model regresi linear. Uji Heteroskedastisitas dalam penelitian menggunakan uji *Glejser*. Hasil uji heteroskedastisitas terdapat pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Uji Heteroskedastisitas

Variabel	Sig.
X1	0,099
X2	0,440
X3	0,038
X4	0,159
X5	0,011
X6	0,095

Kriteria keputusan uji heteroskedastisitas adalah  $H_0$  diterima jika nilai signifikansi > 0,05. Berdasarkan output pada Tabel 3, variabel independen  $X_3$  dan  $X_5$  memiliki nilai signifikansi < 0,05 sehingga  $H_0$  ditolak. Oleh karena itu, terjadi heteroskedastisitas pada variabel  $X_3$  dan  $X_5$ .

Beberapa asumsi tidak terpenuhi diduga karena ada faktor geografis atau adanya aspek spasial. Sehingga hal tersebut perlu dilanjutkan dengan melakukan regresi yang terboboti secara geografis, yaitu dengan pemodelan MGWR. Untuk mencapai ke tahap pemodelan, harus diuji terlebih dahulu apakah terjadi heterogenitas spasial atau tidak dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan*.

### 3.3 Pengujian Aspek Spasial

Pengujian aspek spasial bertujuan untuk melihat apakah data yang digunakan mengandung heterogenitas spasial. Hal ini dipengaruhi oleh kondisi geografis suatu wilayah penelitian. Selain itu, sifat heterogenitas spasial menjadi syarat agar bisa dilakukan pemodelan data dengan menggunakan pendekatan titik dengan MGWR. Untuk mendeteksi ada atau tidaknya heterogenitas spasial model dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan*. Output uji *Breusch Pagan* disajikan pada Gambar 1.

```

studentized Breusch-Pagan test
data: model
BP = 12.953, df = 6, p-value = 0.04378

```

**Gambar 1.** Output Uji *Breusch Pagan*.

Kriteria untuk uji *Breusch Pagan* yaitu  $H_0$  ditolak jika  $\chi^2_{\alpha;p} < BP$ . Dengan  $\alpha = 5\%$  dan  $p = 6$ , berdasarkan Tabel *Chi Kuadrat* diperoleh nilai  $\chi^2_{0,05;6} = 12,592$ . Sehingga  $BP = 12,953 > 12,592$ , maka  $H_0$  ditolak. Sehingga disimpulkan terdapat heterogenitas spasial dalam model.

### 3.4 Menentukan *Bandwidth* Optimum tiap Variabel

Pemilihan *bandwidth* optimum merupakan hal yang sangat penting, karena dapat mempengaruhi tingkat akurasi model terhadap data. Metode yang digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum pada penelitian ini menggunakan *Akaike Information Criterion Corrected* (AICc). Hasil output *Bandwidths* MGWR ditampilkan pada Gambar 2.

MGWR bandwidths	
Variable	Bandwidth
Intercept	5.370
X1	4.250
X2	5.876
X3	3.370
X4	1.580
X5	1.903
X6	2.475

Gambar 2. Output *Bandwidths* MGWR

### 3.5 Menentukan Jarak Euclidean

Penentuan jarak *Euclidean* merupakan langkah kedua dari bagian tahapan pemodelan dengan menggunakan MGWR. Perhitungan jarak *Euclidean* membutuhkan nilai *latitude* dan *longitude* tiap kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Selatan. Jarak *Euclidean* antara lokasi  $(u_i, v_i)$  ke lokasi  $(u_j, v_j)$  diperoleh dari Persamaan (1). Adapun hasil yang telah diperoleh disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Jarak *Euclidean*

No.	Kabupaten/Kota	1	2	...	16	17
1	Ogan Komering Ulu	0	1,511927407	...	0,741996548	1,359295623
2	Ogan Komering Ilir	1,511927407	0	...	2,20592278	2,506011762
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
16	Pagar Alam	0,741996548	2,20592278	...	0	0,843802479
17	Lubuk Linggau	1,359295623	2,506011762	...	0,843802479	0

### 3.6 Menemukan Model serta Melakukan Interpretasi dan Analisis Model MGWR

Salah satu contoh model yang telah diperoleh dari pemodelan MGWR untuk Kota Palembang adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{KotaPalembang} = -0,0187 + 0,558X_1 - 0,1748X_2 - 0,0062X_3 - 1,6129X_4 - 1,4489X_5 + 0,5394X_6$$

Analisis model MGWR yang dihasilkan pada Kota Palembang mempunyai nilai koefisien konstanta negatif. Namun, dalam hal ini konstanta negatif tidak menjadi persoalan selama nilai *slope* tidak 0 (nol), maka tidak perlu memperdulikan konstanta negatif karena pada

dasarnya regresi digunakan untuk memprediksi variabel  $Y$  berdasarkan nilai perubahan dari variabel  $X$ , maka harusnya yang menjadi perhatian adalah variabel  $X$  nya (*slope*), bukan nilai konstanta. Besaran konstanta  $-0,0187$  menunjukkan ketika variabel jumlah penduduk, angka partisipasi murni SD, angka partisipasi murni SMP, banyak tenaga pendidik SD, banyak tenaga pendidik SMP, dan persentase penduduk miskin bernilai 0 (nol), maka nilai angka buta huruf sebesar  $-0,0187$ . Koefisien regresi variabel Jumlah Penduduk sebesar  $0,558$ . Secara matematis, jika jumlah penduduk bertambah 1 orang, maka nilai ABH akan meningkat sebesar  $0,558$  dengan asumsi variabel lain tidak berubah atau tetap.

Koefisien regresi pada variabel angka partisipasi murni SD sebesar  $-0,1748$ . Secara matematis, jika angka partisipasi murni SD bertambah 1%, maka nilai ABH akan menurun sebesar  $0,1748$  dengan asumsi variabel lain tidak berubah atau tetap. Sesuai dengan hal ini, jika semakin banyak anak yang mengikuti pendidikan dasar, maka ABH akan mengalami penurunan (Maharani & Setya, 2016). Koefisien regresi pada variabel angka partisipasi murni SMP sebesar  $-0,0062$ . Secara matematis, jika angka partisipasi murni SMP bertambah 1%, maka nilai ABH akan menurun sebesar  $0,0062$  dengan asumsi variabel lain tidak berubah atau tetap. Hal ini sesuai, karena jika lebih banyak anak melanjutkan pendidikan ke jenjang SMP, maka kemungkinan terjadinya ABH akan menurun (Maharani & Setya, 2016).

Koefisien regresi pada variabel banyak tenaga pendidik SD sebesar  $-1,6129$ . Secara matematis, jika banyak tenaga pendidik SD bertambah 1 orang, maka nilai ABH akan menurun sebesar  $1,6129$  dengan asumsi variabel lain tidak berubah atau tetap. Hal ini seiring dengan peningkatan jumlah guru SD yang mengabdikan, sehingga kemungkinan ABH di Kota Palembang akan mengalami penurunan. Koefisien regresi pada variabel banyak tenaga pendidik SMP sebesar  $-1,4489$ . Secara matematis, jika banyak tenaga pendidik SMP bertambah 1 orang, maka nilai ABH akan menurun sebesar  $1,4489$  dengan asumsi variabel lain tidak berubah atau tetap. Sebagaimana yang kita pahami, dengan bertambahnya jumlah guru SMP yang berdedikasi, maka kemungkinan terjadinya ABH di Kota Palembang akan menurun. Koefisien regresi pada variabel persentase penduduk miskin sebesar  $0,5394$ . Secara matematis, jika persentase penduduk miskin bertambah 1 orang, maka nilai AH akan meningkat sebesar  $0,5394$  dengan asumsi variabel lain tidak berubah atau tetap. Hal ini sejalan dengan kenyataan bahwa semakin banyak orang yang hidup dalam kondisi miskin, maka kemungkinan untuk melanjutkan pendidikan akan semakin kecil. Akibatnya, ABH cenderung meningkat.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari penelitian yang mengulas seputar fenomena angka buta huruf yang terjadi di tiap kota/kabupaten Provinsi Sumatera Selatan, maka dapat disimpulkan koefisien model MGWR untuk setiap lokasi tidak sama. Oleh karena itu, didapatkan 17 model Angka Buta Huruf untuk tiap Kota/Kabupaten yang ada di Provinsi Sumatera Selatan. Salah satu model yang didapat dari metode tersebut adalah model Angka Buta Huruf di Kota Palembang.

$$\hat{Y}_{KotaPalembang} = -0,0187 + 0,558X_1 - 0,1748X_2 - 0,0062X_3 - 1,6129X_4 - 1,4489X_5 + 0,5394X_6$$

#### 5. DAFTAR PUSTAKA

Astuti, N. K., Purhadi, P., & Andari, S. (2017). Pemodelan angka buta huruf di kabupaten/kota se-Jawa Timur dengan metode geographically weighted t regression. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 6(2).

- Brunsdon, C., Fotheringham, S., & Charlton, M. (1998). Geographically weighted regression. *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, 47(3), 431–443.
- Destyanugraha, R., & Kurniawan, R. (2017). Pemodelan angka kematian ibu di Indonesia dengan pendekatan geographically weighted poisson regression. *Jurnal Matematika Sains dan Teknologi*, 18(2), 76–94.
- Fotheringham, A. S., Yang, W., & Kang, W. (2017). Multiscale geographically weighted regression. *Annals of the American Association of Geographers*, 107(6), 1247–1265.
- Griffith, D. A. (2008). Spatial-filtering-based contributions to a critique of geographically weighted regression. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 40(11), 2751–2769.
- Iyanda, A. E., Adeleke, R., Lu, Y., Osayomi, T., Adaralegbe, A., Lasode, M., Chima-Adaralegbe, N. J., & Osundina, A. M. (2020). A retrospective cross-national examination of COVID-19 outbreak in 175 countries: a multiscale geographically weighted regression analysis. *Journal of Infection and Public Health*, 13(10), 1438–1445.
- Jiang, B. (2015). Geospatial analysis requires a different way of thinking: the problem of spatial heterogeneity. *GeoJournal*, 80(1), 1–13.
- Khoeriyah, R. Y., & Hajarisman, N. (2021). Regresi terboboti geografis semiparametrik (RTG-S) untuk pemodelan indeks pembangunan kesehatan masyarakat kabupaten/kota di Sumatera Utara. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 43–50.
- Maharani, R., & Setya, W. W. (2016). Pemodelan angka buta huruf di Provinsi Sumatera Barat Tahun 2014 dengan geographically weighted regression. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 5(2), 361–366.
- Mansour, S., Al Kindi, A., Al-Said, A., Al-Said, A., & Atkinson, P. (2021). Sociodemographic determinants of COVID-19 incidence rates in Oman: Geospatial modelling using multiscale geographically weighted regression (MGWR). *Sustainable Cities and Society*, 65, 102627.
- Oshan, T. M., Li, Z., Kang, W., Wolf, L. J., & Fotheringham, A. S. (2019). MGWR: A Python implementation of multiscale geographically weighted regression for investigating process spatial heterogeneity and scale. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(6), 269-300.
- Portet, S. (2020). A primer on model selection using the Akaike information criterion. *Infectious Disease Modelling*, 5, 111–128.
- Wagenmakers, E.-J., & Farrell, S. (2004). AIC model selection using Akaike weights. *Psychonomic Bulletin & Review*, 11(1), 192–196.
- Yang, M.-S., & Tsai, H.-S. (2008). A Gaussian kernel-based fuzzy c-means algorithm with a spatial bias correction. *Pattern Recognition Letters*, 29(12), 1713–1725.