

The Model of Per-Capita Expenditure Figures in Sumatera Selatan uses a Geographically Weighted Panel Regression*

Model Angka Pengeluaran Per-Kapita di Sumatera Selatan menggunakan Geographically Weighted Panel Regression

Dia Cahya Wati^{1‡}, Dea Alvionita Azka², and Herni Utami³

¹Mahasiswa Pascasarjana Matematika, Universitas Gadjah Mada, Indonesia

²Departemen Ilmu Aktuaria, Universitas Muhammadiyah Madiun, Indonesia

³Departemen Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada, Indonesia

[‡]corresponding author: diacahyawati@gmail.com

Copyright © 2021 Dia Cahya Wati, Dea Alvionita Azka, and Herni Utami. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract

Development results are shown in the success of high economic growth rates and improvements in income distribution. However, development in South Sumatra (Sumsel) has not been optimal. This is due to the inequality of income in South Sumatra and the figures for per-capita expenditures between different regions. The difference between regions and other regions is due to spatial effects that can affect the model. Therefore, the purpose of this study is to determine the factors that affect the per-capita expenditure rate in South Sumatra using the Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) model. The GWPR model is built from a point approach method which is based on the position of the latitude and longitude coordinates with the parameters for the regression model at each location which will produce different values. The data used in this study is secondary data taken from the website of the Central Statistics Agency (BPS) in the form of Per Capita Expenditure Figures in South Sumatra in 2013-2019. The results showed that the GWPR model for the case of the Per-Capita Expenditure Rate in South Sumatra with the fixed gaussian weighting function was better than the adaptive bisquare weighting function. This can be seen in the resulting coefficient of determination of 95.81%. The factors that influence the Per Capita Expenditure Rate (AP) in South Sumatra with a fixed gaussian weight are divided into 6 groups, while the adaptive bisquare is divided into 2 groups.

Keywords: GWPR, Fixed Gaussian, Adaptive Bisquare, Per-Capita Expenditure Figures, South Sumatera..

1 Pendahuluan

Angka Pengeluaran Per-Kapita merupakan cakupan dalam menghitung standar hidup layak (BPS, 2014). Standar hidup layak merupakan gambaran tingkat kesejahteraan masyarakat sebagai dampak baiknya ekonomi disuatu wilayah (Nurkuntari *et al.*, 2016). Salah satu provinsi ekonomi yang cukup kuat di Indonesia adalah Provinsi Sumatera Selatan. Sumatera Selatan yang disingkat dengan Sumsel merupakan pusat pertumbuhan di kawasan Sumbagsel (Sari, 2008) dengan wilayah yang strategis antara Ibu Kota Jakarta dan kawasan perdagangan *Internasional Association of Southeast Asian Nations* (ASEAN) (Atmajaya, 2014). Selain letaknya yang strategis, Sumsel juga termasuk provinsi yang kaya akan sumber daya alam (SDA). Salah satunya potensi batu bara yang dimiliki di Sumsel mencapai 37% dari total potensi batu bara yang ada di Indonesia, lebih besar dari Provinsi Kalimantan Timur (35%) dan Provinsi Kalimantan Selatan (26%) (Widagdo dalam Atmajaya (2014)). Memiliki letak yang strategis dan potensi akan sumber daya alam merupakan modal yang potensial bagi keberhasilan pembangunan di Sumsel. Hasil pembangunan menunjukkan keberhasilan laju pertumbuhan ekonomi yang tinggi dan perbaikan pemerataan pendapatan.

Akan tetapi, pembangunan dilakukan belum memberikan hasil yang optimal. Tingginya ketimpangan pendapatan di Sumsel masih menunjukkan bahwa pembangunan ekonomi belum berjalan dengan baik. Ketidakmerataan pendapatan di Sumsel dapat ditunjukkan oleh perbedaan PDRB per kapita antar kabupaten/kota di Sumsel pada tahun 2010 – 2012 (Nurhamidah & Suhartini, 2014). Ketidakmerataan pendapatan di Sumsel dan PDRB per kapita antar kabupaten/kota yang berbeda disebabkan oleh lokasi yang berbeda. Terjadinya perbedaan antar satu wilayah dengan wilayah lain merupakan hal yang lazim. Hal ini disebabkan adanya efek spasial yang dapat mempengaruhi model. Pada penerapan regresi seringkali ditemukan pengaruh spasial (lokasi) yang mempengaruhi suatu model (Nufusia *et al.*, 2013). Penerapan regresi di beberapa kasus, sering terjadi bahwa variabel terikat yang diamati memiliki keterkaitan dengan hasil pengamatan antar satu wilayah dengan wilayah lain yang berbeda.

Salah satu pendekatan yang memperhatikan lokasi pengamatan adalah dengan *Geographically Weighted Regression* (GWR) (Arisanti, 2011). *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah modifikasi dari model regresi sederhana menjadi model regresi terboboti (Fotheringham *et al.*, 2003) yang dapat menjelaskan hubungan antara variabel respon dan prediktor dengan lebih baik. Namun pada GWR penelitian hanya dilakukan satu kurun waktu saja, sedangkan dalam suatu penelitian tidak cukup hanya melakukan pengamatan terhadap unit amatan dalam satu kurun waktu, tetapi perlu juga mengamati unit tersebut pada berbagai periode waktu. Metode statistik yang mengamati pada berbagai periode waktu adalah regresi data panel. Namun regresi data panel tidak dapat mengatasi adanya efek spasial. Sehingga diperlukan analisis yang memperhatikan efek spasial dan berbagai periode waktu.

Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) (Bruna & Yu, 2016) digunakan untuk mengatasi adanya efek spasial dan masalah heterogenitas spasial pada data bertipe panel. GWPR adalah modifikasi dari model regresi sederhana menjadi regresi terboboti yang bertipe data panel. Adapun penelitian sebelumnya dilakukan oleh Yu (2010) dengan mengembangkan metode untuk menganalisis spasial temporal dengan menggabungkan GWR dan model regresi panel untuk pertama kalinya. Dilanjutkan dengan penelitian Bruna & Yu (2013), pengembangan pada penelitian sebelumnya

dengan pemodelan serta estimasi persamaan upah *New Economic Geography* dengan data panel di Eropa. Hal yang sama diteruskan oleh penelitian Cai *et al.* (2014) melakukan penelitian dengan metode GWPR untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi variasi iklim terhadap produksi jagung dinegara Amerika Serikat. Kemudian dilanjutkan dengan penelitian Bruna & Yu (2016) yang juga melakukan penelitian dengan model GWPR menggunakan pembobot *Adaptive Bisquare* untuk memodelkan pendapatan per kapita di Eropa. Serta Yu (2010) mengenai sistem kecepatan kereta di China menggunakan GWPR.

Berdasarkan uraian tersebut, penulis ingin memodelkan angka pengeluaran per-kapita di Sumatera Selatan menggunakan GWPR dengan fungsi pembobot *Adaptive Bisquare* yang dilakukan pada penelitian Bruna & Yu (2016) dan fungsi pembobot *fixed gaussian*. Menurut Yustisia (2017), fungsi kernel *fixed gaussian* lebih baik digunakan pada pemodelan spasial. Hal ini ditunjukkan dengan nilai koefisien determinasi pada fungsi pembobot *fixed gaussian* lebih baik daripada *Queen Contiguity*. Hal serupa didukung dengan penelitian yang dilakukan Munikah *et al.* (2014) bahwa dengan *fixed gaussian* dapat mengetahui ketahanan pangan di delapan desa.

2 Data Panel

Data panel adalah gabungan dari data *cross section* dan data *time series* karena data terdiri dari beberapa objek dalam beberapa periode waktu. Dalam data panel, setiap unit *cross section* diobservasi berulang selama beberapa periode waktu. Adapun model regresi data panel sebagai berikut :

$$y_{ij} = \alpha_{ij} + \beta^T X_{ij} + \epsilon_{ij}; i = 1, 2, 3, \dots, I; j = 1, 2, 3, \dots, J \quad (1)$$

dengan:

- i : Unit pengamatan atau individual, $i = 1, 2, \dots, I$,
- j : Unit pada deret waktu, $j = 1, 2, \dots, J$,
- y_{ij} : Variabel dependen pada unit subjek ke- i dan waktu ke- j ,
- α_{ij} : Intersep dengan efek individu dari unit *cross section* ke- i dan periode waktu ke- j ,
- β^T : $(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)$ adalah vektor konstanta (slope koefisien) berukuran $1 \times p$,
- X_{ij}^T : $(x_{1ij}, x_{2ij}, \dots, x_{pij})$ menunjukkan vektor observasi pada variabel prediktor berukuran $1 \times p$,
- ϵ_{ij} : Komponen galat pada unit ke- i dan waktu ke- j .

Untuk uji regresi data panel terbagi atas dua bagian, yaitu :

1. Uji Chow

Uji chow digunakan untuk memilih antara kedua model yaitu CEM dan FEM. Adapun Hipotesis yang digunakan pada uji chow :

H_0 : CEM

H_1 : FEM

Untuk $F_{statistik}$ seperti berikut :

$$Chow = \frac{RSS_1 - RSS_2 / (n - 1)}{RSS_2 / (nJ - n - K)} \quad (2)$$

dengan

- RSS_1 : jumlah sisa kuadrat pada hasil pendugaan *model common effect*,
 RSS_2 : jumlah sisa kuadrat pada hasil pendugaan *model fixed effect*,
 n : data *cross section*,
 J : data *time series*,
 K : jumlah variabel bebas

Statistik Chow Test mengikuti $F_{statistik}$ yaitu $F_{(N-1, NT-N-K); \alpha}$. Jika nilai Chow statistik lebih besar dari F-tabel atau $p - value < \alpha$, maka cukup bukti untuk menolak H_0 yang artinya model yang tepat adalah FEM.

2. Uji Hausman

Uji hausman digunakan untuk memilih kedua model FEM dan REM. Adapun pengujian hipotesis uji hausman sebagai berikut:

H_0 : REM

H_1 : FEM

Uji statistik hausmann dirumuskan sebagai berikut :

$$x^2(k) = (\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM})^T [Var(\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM})]^{-1} (\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM}) \quad (3)$$

dengan

$\hat{\beta}_{REM}$: Koefisien REM,

$\hat{\beta}_{FEM}$: Koefisien FEM.

Statistik hausman mengikuti sebaran uji *Chi-Square*, jika nilai x^2 lebih besar dari $x^2_{(K-\alpha)}$ (K = jumlah variabel bebas) atau $P - Value < \alpha$, maka tolak H_0 , yang artinya model FEM yang terbaik dan sebaliknya.

2.1 Geographically Weighted Panel Regression (GWPR)

GWPR adalah gabungan dari model GWR dengan regresi panel. Bentuk umum GWPR adalah sebagai berikut :

$$y_{ij} = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{kij} + \epsilon_{ij} \quad (4)$$

dengan:

y_{ij} : Nilai peubah respon pada lokasi ke- i dan waktu ke- j ,

x_{kij} : Nilai peubah penjelas ke- k lokasi ke- i dan waktu ke- j ,

$\beta_0(u_i, v_i)$: Nilai konstanta pada koordinat lokasi (u_i, v_i) ,

$\beta_k(u_i, v_i)$: Nilai parameter ke- k pada koordinat lokasi (u_i, v_i) .

Pembentukan model GWPR dilakukan melalui transformasi pengaruh tetap (*within transformation*). Transformasi ini dilakukan dengan pengurangan persamaan model pengaruh tetap dengan persamaan model rata-rata. Model persamaan rata-rata sebagai berikut :

$$\bar{y}_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) \bar{x}_{ik} + \bar{\epsilon}_i \quad (5)$$

dengan:

\bar{y}_i : Nilai rata-rata peubah respon pada lokasi ke- i ,

\bar{x}_{ik} : Nilai rata-rata peubah penjelas ke- k pada lokasi ke- i .

Transformasi dilakukan dengan mengurangkan persamaan model regresi dengan FEM dan persamaan rata-rata sebagai berikut :

$$\tilde{y}_{ij} = \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) \tilde{x}_{kij} + \tilde{\epsilon}_{ij}; i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, J \tag{6}$$

Ada beberapa metode untuk memilih bandwidth optimum. Salah satu dengan metode AIC (*Akaike Information Criterion*) yang merupakan metode yang digunakan untuk memilih regresi terbaik yang ditemukan oleh Akaike. Menurut Fotheringham *et al.* (2003) AIC lebih umum dalam pengaplikasian dibandingkan dengan Cross Validation (CV). Sebagaimana yang diungkapkan Prasetyo *et al.* (2013) dalam saran dari hasil penelitiannya bahwa untuk memperoleh hasil yang lebih baik pada GWR sebaiknya menggunakan metode dengan pembobot jarak tempuh (waktu), menggunakan iterasi penentuan lebar jendela dengan metode AIC. Berikut persamaan AIC (Fotheringham *et al.*, 2003).

$$AIC = 2n \ln(\hat{\sigma}) + n \ln(2\pi) + n + tr(S) \tag{7}$$

dengan:

n : Banyaknya data,

$\hat{\sigma}$: Standar deviasi eror, dengan rumus $\hat{\sigma} = \frac{RSS}{n}$, untuk $RSS = Residual$
sum of square

$tr(S)$: Matriks hat yang merupakan transformasi dari y menjadi \hat{y} yang berisikan matriks hat r_i sebagai berikut:

$$r_i = X_i(X^T W_i X)^{-1} X^T W_i$$

dengan X_i : variabel independen lokasi ke-i.

2.2 Pengujian Hipotesis Model GWPR

2.2.1 Uji Kesesuaian model GWPR (goodness of fit)

Untuk pengujian hipotesis parameter model GWPR sama halnya seperti pengujian parameter pada GWR, pengujian kesesuaian model GWPR dilakukan dengan menguji kesesuaian dari parameter secara serentak. Hipotesis kesesuaian model GWPR sebagai berikut :

- H_0 : $\beta_k(u_i, v_i) = \beta_k$ untuk setiap $k = 0, 1, 2, \dots, p$ dan $i = 1, 2, \dots, I$
(tidak ada perbedaan antara model regresi dengan GWPR)
- H_1 : minimal ada satu $\beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k, k = 0, 1, 2, \dots, p$
(ada perbedaan antara model regresi dengan GWPR)
- Statistik uji:

$$F = \frac{\frac{RSS_{GWPR}}{df_1}}{\frac{RSS_{Global}}{df_2}} \tag{8}$$

dengan:

$$RSS_{GWPR} = \tilde{\mathbf{y}}^T (\mathbf{I} - \mathbf{S}_I)^T (\mathbf{I} - \mathbf{S}_I) \tilde{\mathbf{y}}$$

$$RSS_{global} = \tilde{\mathbf{y}}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \tilde{\mathbf{y}}, \text{ dengan } \mathbf{H} = \tilde{\mathbf{X}} [\tilde{\mathbf{X}}^T \tilde{\mathbf{X}}]^{-1} \tilde{\mathbf{X}}^T$$

$$df_1 = \frac{\delta_1^2}{\delta_2} \text{ untuk } \delta_i = tr([(I - S_I)^T (I - S_I)]^i) \quad \text{Apabila statistik } F \text{ lebih kecil}$$

$$df_2 = n - p - 1$$

dari tabel distribusi F atau $p - value > \alpha$ artinya model GWPR mempunyai *goodness of fit* lebih baik daripada model regresi global.

2.2.2 Pengujian Parameter Model

Jika model GWPR telah sesuai menggambarkan data maka dilakukan pengujian parameter model GWPR untuk mengetahui parameter yang signifikan mempengaruhi variabel dependennya. Berikut ini merupakan hipotesis pengujiannya:

$$\begin{aligned} H_0 &: \hat{\beta}_k(u_{ij}, v_{ij}) = 0 \text{ untuk } k = 0, 1, 2, \dots, p \\ H_1 &: \hat{\beta}_k(u_{ij}, v_{ij}) \neq 0 \text{ minimal ada satu} \end{aligned} \quad \text{Statistik uji:}$$

$$T_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_{ij}, v_{ij})}{\bar{\sigma} \sqrt{C_{kk}}} \quad (9)$$

dengan:

$$\bar{\sigma} = \sqrt{\frac{RSS_{GWR}}{\delta_1}} \text{ dan } C_{kk} \text{ adalah elemen diagonal ke-} k \text{ dari matriks } \mathbf{C}_{ij} \mathbf{C}_{ij}^T \text{ dengan } [\tilde{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(\mathbf{u}_{ij}, \mathbf{v}_{ij}) \tilde{\mathbf{X}}]^{-1} \tilde{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(\mathbf{u}_{ij}, \mathbf{v}_{ij}).$$

T_{hit} akan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas $\left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2}\right)$ Jika diberikan tingkat signifikansi (α), maka keputusan diambil dengan menolak hipotesis nol (H_0) apabila $|T_{hit}| > t_{\frac{\alpha}{2}}; df$ dimana $df = \left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2}\right)$.

3 Metode Penelitian

Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sumatera Selatan. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Angka Pengeluaran Per-Kapita (AP) sebagai variabel dependen dan rata-rata lama sekolah (RLS), indeks pembangunan manusia (IPM), laju PDRB (LPDRB), dan jumlah penduduk (KP) sebagai variabel independen di 17 kabupaten/kota di seluruh wilayah Sumatera Selatan pada tahun 2013-2019. Adapun tahapan dalam menganalisis data tersebut adalah :

1. Memasukkan data Angka pengeluaran per-kapita beserta variabel-variabel yang mempengaruhinya.
2. Mendeskripsikan data.
3. Mencari masing-masing model data panel sebelum di uji.

Ada 3 pendekatan yang biasa digunakan dalam mengestimasi regresi data panel yaitu

(a) *Common Effect Model* (CEM)

CEM merupakan estimasi regresi data panel dengan mengkombinasikan data *time series* dan *cross section* lalu melakukan pendugaan (*pooling*). Berikut model CEM (Greene, 2003):

$$y_{ij} = \alpha + \beta_1 x_{1ij} + \dots + \beta_p x_{pij} + \epsilon_{ij} \quad (10)$$

(b) *Fixed Effect Model* (FEM)

FEM (Metode kuadrat terkecil) adalah metode dengan mengasumsikan

bahwa intersep dan koefisien regressor dianggap konstan untuk seluruh unit wilayah/daerah maupun unit waktu. Adapun model FEM sebagai berikut :

$$y_{ij} = \alpha_{0i}D_{ij} + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{kij} + \epsilon_{ij} \quad (11)$$

(c) *Random Effect Model* (REM)

REM merupakan model yang mengasumsikan perbedaan intersep pada unit *cross section* adalah variabel acak. Adapun model REM sebagai berikut :

$$y_{ij} = \alpha_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{kij} + \mu_{ij} + \epsilon_{ij} \quad (12)$$

4. Melakukan uji dari ketiga model tersebut. Uji yang digunakan pada hal ini yaitu uji chow dan uji hausman. Dengan pengujian hipotesis yang dijelaskan penulis pada materi sebelumnya.
5. Pengujian Asumsi Regresi Data Panel. Asumsi regresi pada penelitian ini yaitu Normalitas, NonMultikolinieritas, dan Heteroskedastisitas.
6. Menghitung Jarak Euclidian.
7. Menghitung bandwidth optimum dan matriks pembobot. Untuk fungsi pembobot *fixed gaussian*, yaitu:

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right) \quad (13)$$

Untuk fungsi pembobot *adaptive bisquare*, yaitu

$$w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h_i \\ 0 & \text{, untuk yang lain} \end{cases} \quad (14)$$

8. Estimasi Parameter Model GWPR. Estimasi model GWPR, yaitu :

$$\tilde{\beta}(u_{ij}, v_{ij}) = [\tilde{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{ij}, v_{ij}) \tilde{\mathbf{X}}]^{-1} \tilde{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{ij}, v_{ij}) \tilde{\mathbf{y}} \quad (15)$$

9. Pengujian Parameter Model. Pengujian Parameter model telah dijelaskan pada materi sebelumnya.

4 Hasil dan Penelitian

Terdapat kesenjangan pendapatan di Sumatera Selatan. Dari 17 kabupaten/kota yang ada di Sumatera Selatan, terlihat bahwa ada perbedaan kinerja antara kabupaten/kota tersebut. Sebagai gambaran umum terlihat bahwa daerah-daerah perkotaan memiliki kinerja yang cenderung lebih baik dari pada daerah pedesaan. Hal ini terjadi akibat faktor lokasi antarwilayah yang diduga akan memberikan efek keragaman spasial terhadap pendapatan di Sumatera Selatan. Salah satu indikator penting dalam

Tabel 1: Deskripsi Data

No	Variabel	Rata-rata	N	Minimum	Maksimum
1	AP	9893	119	6851	15087
2	RLS	7.786	119	5.710	10.520
3	IPM	66.81	119	59.69	78.44
4	LPDRB	5.112	119	-0.010	11.510
5	KP	479938	119	131111	1662893

mengukur keberhasilan dalam upaya meningkatkan pendapatan daerah yaitu mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi angka pengeluaran per-kapita (AP).

Menurut Yeniwati (2013), ketimpangan pendapatan di Sumsel dipengaruhi oleh Laju Pertumbuhan PDRB. Hal ini terlihat pada Peningkatan indeks Gini Sumsel yang lebih tinggi dibandingkan Aceh dan Kepri, yang hanya mencapai kisaran angka 0,35 pada tahun 2012 (BPS, 2011). Berbeda halnya dengan Nurhamidah & Suhartini (2014) yang mengatakan bahwa rata-rata lama sekolah (RLS), angka harapan hidup, belanja modal, dan panjang jalan berpengaruh positif dan signifikan terhadap pertumbuhan ekonomi. Adapun menurut BPS (2014), angka pengeluaran per-kapita dipengaruhi pada Indeks Pembangunan Manusia (IPM) untuk mengukur dimensi hidup layak yang digunakan pada indikator pengeluaran perkapita yang disesuaikan sebagai pendekatan pendapatan yang mewakili capaian pembangunan untuk hidup layak. Dari uraian diatas adapun deskripsi data Angka pengeluaran per-kapita dan variabel-variabel yang mempengaruhi AP dijelaskan pada tabel 1 berikut : Berdasarkan Tabel 1 rata - rata angka pengeluaran per-kapita di Sumatera dari tahun 2013-2019 sebesar 9897. Untuk AP terendah Kabupaten Pagaralam pada tahun 2013 sebesar 7101,98 dan AP tertinggi Kota Palembang pada tahun 2016 sebesar 13981. Untuk RLS terendah Kabupaten Musi Rawas Utara pada tahun 2013 sebesar 5,17 dan RLS tertinggi Kota Palembang pada tahun 2019 sebesar 10,52. Untuk IPM terendah Kabupaten Pali pada tahun 2013 sebesar 59,69 dan IPM tertinggi Kota Palembang pada tahun 2019 sebesar 78,44. Untuk LPDRB terendah Kabupaten Musi Rawas Utara pada tahun 2013 sebesar 2,1 dan untuk LPDRB tertinggi Kabupaten Prabumulih pada tahun 2014 sebesar 11,51. Untuk KP terendah Kabupaten Prabumulih pada tahun 2013 sebesar 171804 dan KP tertinggi Kota Palembang pada tahun 2019 sebesar 1662893.

Common Effect Model (CEM), Berikut hasil estimasi CEM menggunakan software R, didapat model regresinya berikut :

$$y_{ij} = -26558.16 - 1074.67RLS + 669.50IPM + 23.43LPDRB - 0.000060451KP$$

Fixed Effect Model (FEM), Berikut hasil estimasi FEM menggunakan software R, didapat model regresinya berikut :

$$y_{ij} = -590.79RLS + 480.99IPM + 20.60LPDRB + 0.0045667KP$$

Random Effect Model (REM), Berikut hasil estimasi REM menggunakan software R, didapat model regresinya berikut :

$$y_{ij} = -21395.24 - 718.95RLS + 562.87IPM + 547.44LPDRB - 0.00042120KP$$

4.1 Uji Chow dan Uji Hausman

Uji chow untuk mengetahui model terbaik antara model CEM dan FEM, sedangkan uji hausman untuk mengetahui model terbaik antara model FEM dan REM. Adapun ringkasan hasil dari uji chow dan uji hausman dengan software R, diberikan pada Tabel 2 berikut,

Tabel 2: Uji Chow dan Hausman

No	Uji	Nilai	P-Value	Kesimpulan
1	Uji Chow	$F_{hitung} = 36.099$	2.2e-16	Model FEM lebih baik daripada CEM
2	Uji Hausman	$x_k^2 = 31.406$	0.00000253	Model FEM lebih baik daripada REM

4.2 Pengujian Asumsi Regresi Data Panel

Setelah model FEM yang dipilih, maka dilanjutkan dengan uji asumsi regresi data panel untuk menjaga akurasi dari model yang terbentuk. Beberapa asumsi yang diperlukan pada penelitian ini adalah Normalitas, Non-Multikolinieritas, dan Heteroskedastisitas. Pendeteksian kenormalan residual dilakukan dengan uji Jarque-Bera. Nilai yang dimiliki pada data tersebut bahwa $p - value = 0.2672$. Hal ini membuktikan bahwa data berdistribusi normal karena $p - value = 0.2672 > 0.05$. Untuk Non-Multikolinieritas dapat dilihat melalui nilai VIF. Berikut ini adalah hasil dari Non-Multikolinieritas dengan software R diberikan pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3: Nilai VIF

RLS	IPM	LPDRB	KP
6.158560	7.453066	1.098590	1.476842

Berdasarkan tabel tersebut terlihat bahwa nilai $VIF < 10$ pada semua variabel independen, maka dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi multikolinieritas antar variabel independen (Kutner *et al.*, 2005). Akan tetapi, terdapat penelitian yang mengatakan bahwa nilai $VIF > 5$ perlu mendapat perhatian efek terjadinya multikolinieritas sehingga dapat mempengaruhi model. Untuk melihat efek terjadinya multikolinieritas selain dengan nilai VIF dapat juga dengan melihat tanda koefisien peubahnya. Berdasarkan analisis melalui software R, data tersebut tidak mengalami multikolinieritas karena memiliki konsistensi pada variabel-variabelnya. Sedangkan untuk asumsi homoskedastisitas, berdasarkan pengujian asumsi regresi data panel, terdapat asumsi yang tidak terpenuhi yaitu adanya heteroskedastisitas. Berdasarkan unit cross section yang merupakan wilayah, kemungkinan heteroskedastisitas yang terjadi disebabkan kondisi wilayah pengamatan yang tidak homogen sehingga terjadinya efek spasial. Berdasarkan pengujian diperoleh nilai BP sebesar 11.248 dan $p - value = 0.02391$ berarti H_0 ditolak, menunjukkan bahwa terdapat heteroskedastisitas. Untuk memperkuat penelitian, peneliti menambahkan uji Breusch-Pagan untuk melihat apakah terdapat efek kali-silang/waktu (atau keduanya) di dalam data panel, dengan hasil pada tabel 4 sebagai berikut : Berdasarkan tingkat kepercayaan 5%, pada Tabel 4, tidak terdapat efek waktu karena menerima H_0 . Menurut Rosadi (2010) bahwa jika semua hipotesis uji Breusch-Pagan tidak ditolak, maka analisis dengan model regresi panel.

Tabel 4: Efek Kali Silang Waktu

Hipotesis	P-value	Tingkat Signifikan	Keputusan
$H_o : C = 0, d = 0$	2.2e-16	0.05	Tolak H_o
$H_o^c : C, d_{iid}, N(0, \sigma_d^2)$	2.2e-16	0.05	Tolak H_o
$H_o^d : C, d_{iid}, N(0, \sigma_c^2)$	0.9919	0.05	Terima H_o

Karena pada penelitian tersebut terdapat efek kali silang atau efek individu, yang menyebabkan bahwa masing-masing dari lokasi berbeda maka dilakukan analisis selanjutnya dengan memperhatikan efek spasial/lokasi.

4.3 Estimasi Model GWPR

Sebelum melakukan estimasi model GWPR dilakukan terlebih dahulu transformasi data (*demeaning*) sesuai dengan konsep within estimator. Kemudian menentukan jarak *Euclidian*. Untuk menentukan jarak *euclidian* terlebih dahulu mengetahui jarak *latitude* dan *longtitude* (x,y). Nilai jarak *latitude* dan *longtitude* pada penelitian ini dilakukan secara manual dengan google maps. Estimasi GWPR diawali dengan penentuan bandwidth yang optimum. Salah satunya dengan menggunakan metode AIC. Adapun nilai dengan metode AIC untuk fungsi pembobot fixed gaussian dan adaptive bisquare disajikan pada Tabel 5. Pada Tabel 5 Fungsi kernel fixed gaussian menghasilkan

Tabel 5: Nilai AIC

Fungsi Kernel	Bandwidth	AIC
Fixed Gaussian	0.4089964	1491.999
Adaptive Bisquare	0.5181662	1530.493

bandwidth optimum dan nilai AIC yang paling minimum. Hal ini sesuai dengan penelitian sebelumnya yaitu Menurut Yustisia (2017) dan Munikah *et al.* (2014). Untuk matriks pembobot pada model GWPR setiap tahunnya adalah sama, sehingga nilainya berulang untuk setiap tahun. Untuk hasil dari matriks pembobot digunakan untuk menduga nilai parameter pada model GWPR. Nilai parameter pada model GWPR akan berbeda pada setiap lokasi. Berikut salah satu model GWPR dengan fungsi pembobot Fixed Gaussian untuk Kota Palembang:

$$y_{14} = -278.80257RLS + 427.54172IPM + 15.552381LPDRB + 0.0037872KP$$

Untuk model GWPR dengan fungsi pembobot Adaptive Bisquare Kota Palembang :

$$y_{14} = -426.76790RLS + 443.56765IPM + 19.081869LPDRB + 0.0047604KP$$

4.4 Uji Kecocokan Model

Uji ini dilakukan untuk mengetahui perbedaan antara model regresi data panel dan GWPR. Dalam hal ini dipakai tingkat kepercayaan 5%. Adapun hasil yang didapat dari software R untuk fungsi pembobot Fixed Gaussian ditunjukkan pada Tabel 6 berikut : Dengan tingkat kepercayaan 5%, maka menolak H_o karena $F < F_{1-\alpha, df_1, df_2} (2.5047 < 2.85)$ yang artinya terdapat perbedaan yang signifikan antara

Tabel 6: Analisis Varians

Model	Df	SS	MS	F_{hitung}	F_{tabel}
Global Error	26.768	1208727	45156		
GWPR	87.232	1572647	18028	2.5047	2.85

Tabel 7: Analisis Varians

Model	Df	SS	MS	F_{hitung}	F_{tabel}
Global Error	4.4588	263933	59194		
GWPR	109.5412	2517442	22982	2.5757	2.85

model regresi global dan model GWPR. Untuk hasil yang didapat dari software R pada fungsi pembobot Adaptive Bisquare ditunjukkan pada Table 7 berikut: Dengan tingkat kepercayaan 5%, maka menolak H_o karena $F < F_{1-\alpha,df_1,df_2}$ ($2.5757 < 2.85$) dan $p - value = 0.3001 > 0.05$ yang artinya terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan model GWPR.

4.5 Uji Signifikansi Model

Uji ini digunakan untuk mengetahui variabel independen mana saja yang berpengaruh terhadap variabel dependen pada model fixed effect GWPR dengan pembobot fixed Gaussian dan adaptive bisquare. Dengan tingkat kepercayaan 5%, maka t -tabel=1.65. Adapun Uji Signifikansi Parameter untuk Kota Palembang pada fungsi pembobot fixed gaussian dipengaruhi oleh variabel indeks pembangunan manusia sebesar 8.420762176 dan jumlah penduduk sebesar 0.853226081. Ditunjukkan pada Gambar 1.

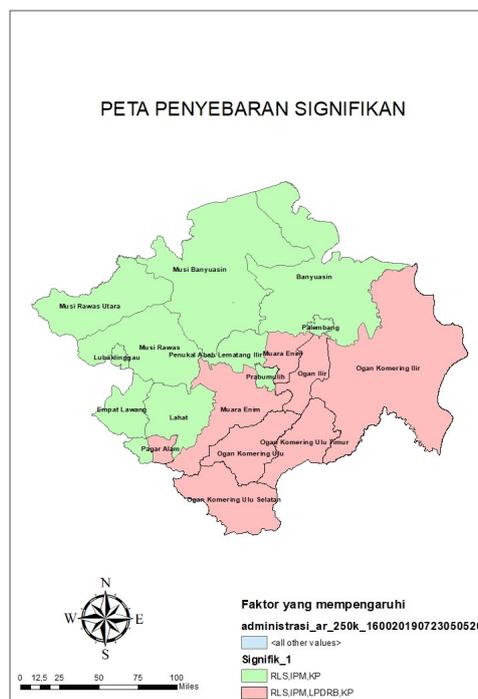
Dari Gambar 1 merupakan peta penyebaran yang signifikan di Sumatera Selatan, yang terbagi dari 6 kelompok yang masing-masing mempengaruhi angka pengeluaran perkapita di Sumatera Selatan. Seperti halnya pada Kota Palembang yang mempengaruhi angka pengeluaran per-kapita adalah indeks pembangunan manusia dan jumlah penduduk. Hal ini didukung oleh BPS (2014) yang mana keberhasilan pembangunan manusia diukur dengan dimensi hidup layak seperti halnya pendapatan perkapita dan jumlah penduduk.

Koefisien determinasi yang dihasilkan dari model GWPR dengan pembobot *fixed gaussian* sebesar 95.81%, artinya model GWPR dengan pembobot *fixed gaussian* mampu menjelaskan sebesar 95.81% Angka Pengeluaran Per-Kapita (AP) di Sumatera Selatan dipengaruhi oleh variabel independen yaitu rata-rata lama sekolah (RLS), Indeks Pembangunan Manusia (IPM), Laju PDRB (LPDRB), dan Jumlah penduduk (KP). Sedangkan untuk model *fixed effect* GWPR dengan pembobot *Adaptive Bisquare* dengan tingkat kepercayaan 5% di Kota Palembang dipengaruhi oleh variabel rata-rata lama sekolah sebesar -3.175454532, indeks pembangunan manusia sebesar 14.68311377 dan jumlah penduduk sebesar 3.406244956. Ditunjukkan pada Gambar 2 berikut.

Dari Gambar 2 merupakan peta penyebaran yang signifikan di Sumatera Selatan, yang terbagi dari 2 kelompok yang masing-masing mempengaruhi angka pengeluaran perkapita di Sumatera Selatan. Seperti halnya pada Kota Palembang yang mempengaruhi angka pengeluaran per-kapita adalah rata-rata lama sekolah, indeks pembangunan manusia dan jumlah penduduk. Untuk koefisien determinasi yang dihasilkan dari model GWPR dengan pembobot *adaptive bisquare* sebesar 93.30%, artinya model GWPR dengan pembobot *adaptive bisquare* mampu menjelaskan sebesar 93.30% Angka Pengeluaran Per-Kapita



Gambar 1: Peta Penyebaran Variabel yang Signifikan pembobot fixed gaussian



Gambar 2: Peta Penyebaran Variabel yang Signifikan pembobot adaptive bisquare

(AP) di Sumatera Selatan dipengaruhi oleh variabel independen yaitu rata-rata lama sekolah (RLS), Indeks Pembangunan Manusia (IPM), Laju PDRB (LPDRB), dan Jumlah penduduk (KP).

5 Simpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan dengan menggunakan *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dapat diambil kesimpulan bahwa model GWPR untuk kasus Angka Pengeluaran Per-Kapita di Sumatera Selatan dengan fungsi pembobot *fixed gaussian* lebih baik dibandingkan dengan fungsi pembobot *adaptive bisquare*. Hal ini terlihat pada koefisien determinasi yang dihasilkan sebesar 95.81%. Nilai Angka Pengeluaran Per-Kapita di Sumatera Selatan untuk setiap lokasi berbeda antara satu daerah dengan daerah lainnya. Misalnya saja Kota Palembang dengan fungsi pembobot *fixed gaussian* dengan variabel yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia dan jumlah penduduk. Sedangkan untuk fungsi pembobot *adaptive bisquare* di Kota Palembang dipengaruhi oleh rata-rata lama sekolah, indeks pembangunan manusia, dan jumlah penduduk.

Daftar Pustaka

- Arisanti, R. (2011). *Model Regresi Spasial untuk Deteksi Faktor-Faktor Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur [tesis]*. Bogor (ID): IPB University.
- Atmajaya, J. (2014). *Kontribusi Infrastruktur terhadap Pertumbuhan Ekonomi Sumatera Selatan [tesis]*. Yogyakarta (ID): Universitas Gadjah Mada.
- BPS (2011). *Kegiatan Percepatan Penyediaan Data Statistik dalam Rangka Kebijakan Dana Perimbangan Tahun 2011*. Jakarta (ID): Badan Pusat Statistik.
- BPS (2014). *Indeks Pembangunan Manusia Metode Baru*. Jakarta (ID): Badan Pusat Statistik.
- Bruna, F. & Yu, D. (2013). Geographically weighted panel regression. In *XI Congreso Galego de Estatística e Investigación de Operacións*.
- Bruna, F. & Yu, D. (2016). Geographically weighted panel regression and development accounting for european regions. In *Proceedings of the 6th Seminar Jean Paelinck in Spatial Econometrics*.
- Cai, R., Yu, D., & Oppenheimer, M. (2014). Estimating the spatially varying responses of corn yields to weather variations using geographically weighted panel regression. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, pages 230–252.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C., & Charlton, M. (2003). *Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships*. John Wiley & Sons.
- Greene, W. H. (2003). *Econometric analysis*. Pearson Education India.
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2005). *Applied linear statistical models (5th ed)*. Boston: McGraw-Hil.

- Munikah, T., Pramoedyo, H., & Fitriani, R. (2014). Pemodelan geographically weighted regression dengan pembobot fixed gaussian kernel pada data spasial (studi kasus ketahanan pangan di kabupaten tanah laut kalimantan selatan). *Natural B*, 2 (3), pages 296–302.
- Nufusia, H., Alamudi, A., & Kusumaningrum, D. (2013). Regresi terboboti geografis untuk analisis pendapatan asli daerah kabupaten/kota di Provinsi Aceh. *Xplore: Journal of Statistics*, 1(1): 1–8.
- Nurhamidah, R. & Suhartini, A. M. (2014). Konvergensi pendapatan di provinsi Sumatera Selatan. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia*, 15(1): 71–90.
- Nurkuntari, Y., Fauzi, F., & Darsyah, M. Y. (2016). Analisis jalur terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia. *Value Added: majalah ekonomi dan bisnis*, 12(2): 101–108.
- Prasetyo, D. A., Sumantri, B., & Masjkur, M. (2013). Pemodelan data kesehatan kabupaten banyuwangi dengan regresi terboboti geografis. *Xplore: Journal of Statistics*, 1(1): 1–8.
- Sari, S. P. (2008). *Ketimpangan Pembangunan Daerah Tingkat II di Provinsi Sumsel Tahun 2000-2006 [skripsi]*. Jakarta (ID): Sekolah Tinggi Ilmu Statistik.
- Yeniwati (2013). Ketimpangan ekonomi antar provinsi di sumatera. *Jurnal Kajian Ekonomi*, 2(3): 1–21.
- Yu, D. (2010). Exploring spatiotemporally varying regressed relationships: the geographically weighted panel regression analysis. *The international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 38(Part II): 134–139.
- Yustisia, G. (2017). *Pemodelan Geographically Weighted Regression (Gwr) Dengan Matriks Pemobobot Fixed Gaussian Kernel Dan Queen Contiguity Pada Data Demam Berdarah [disertasi]*. Malang (ID): Universitas Brawijaya.