

PEMODELAN INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA DI INDONESIA DENGAN PENDEKATAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION*

Faradila Eka Putri*, Mukhsar, Baharuddin, Bahridin Abapihi, Ruslan, Agusrawati
Program Studi S1 Statistika FMIPA Universitas Halu Oleo

*Email: faradilaekaputri18@gmail.com

ABSTRACT

The human development index (HDI) is an important indicator to measure success in efforts to build the quality of human life. The growth of Indonesia's HDI varies from region to region because it is influenced by spatial effects. One of the methods used in cases of spatial heterogeneity and spatial autocorrelation is geographically weighted regression (GWR). The purpose of this study is to model HDI data using GWR. The results of the study concluded that by using the Gaussian Kernel weighting function, the GWR model was obtained which was better in determining the factors that affect HDI, with AIC values of 94,567 and R^2 of 96,19%. The existence of geographic factors affects the HDI resulting in 34 GWR models or 5 combinations of significant GWR models, with factors affecting the HDI namely the percentage of the poor (X_1), the open unemployment rate (X_2), and the average length of schooling (X_3).

Keywords: HDI, Spatial Regression, GWR

ABSTRAK

Indeks pembangunan manusia (IPM) merupakan indikator penting untuk mengukur keberhasilan dalam upaya membangun kualitas hidup manusia. Pertumbuhan IPM Indonesia antar wilayah satu dengan wilayah lainnya berbeda karena dipengaruhi adanya efek spasial. Salah satu metode yang digunakan pada kasus heterogenitas spasial dan autokorelasi spasial yaitu *geographically weighted regression (GWR)*. Tujuan dari penelitian ini adalah memodelkan data IPM menggunakan GWR. Hasil penelitian menyimpulkan dengan menggunakan fungsi pembobot *Kernel Gaussian* diperoleh model GWR yang lebih baik dalam menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi IPM, dengan nilai AIC sebesar 94,567 dan R^2 sebesar 96,19%. Adanya faktor geografi mempengaruhi IPM sehingga menghasilkan 34 model GWR atau 5 kombinasi model GWR yang signifikan, dengan faktor yang mempengaruhi IPM yaitu persentase penduduk miskin (X_1), tingkat pengangguran terbuka (X_2), dan rata-rata lama sekolah (X_3).

Kata Kunci: IPM, Regresi Spasial, GWR.

PENDAHULUAN

Data spasial adalah data yang memuat adanya informasi lokasi atau geografis suatu wilayah, jadi tidak hanya memuat apa yang diukur. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam analisis data spasial yaitu *geographically weighted regression (GWR)*. GWR merupakan pengembangan regresi global menjadi regresi yang memungkinkan estimasi secara lokal dengan cara mengembangkan MKT menjadi model regresi terboboti dengan memperhatikan efek spasial, sehingga menghasilkan penduga parameter yang hanya dapat digunakan untuk memprediksi setiap titik atau lokasi dimana data tersebut diamati dan disimpulkan. Penduga diperoleh dengan menggunakan metode *weighted least square (WLS)* yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda pada setiap lokasi (Fadli *et al*, 2018).

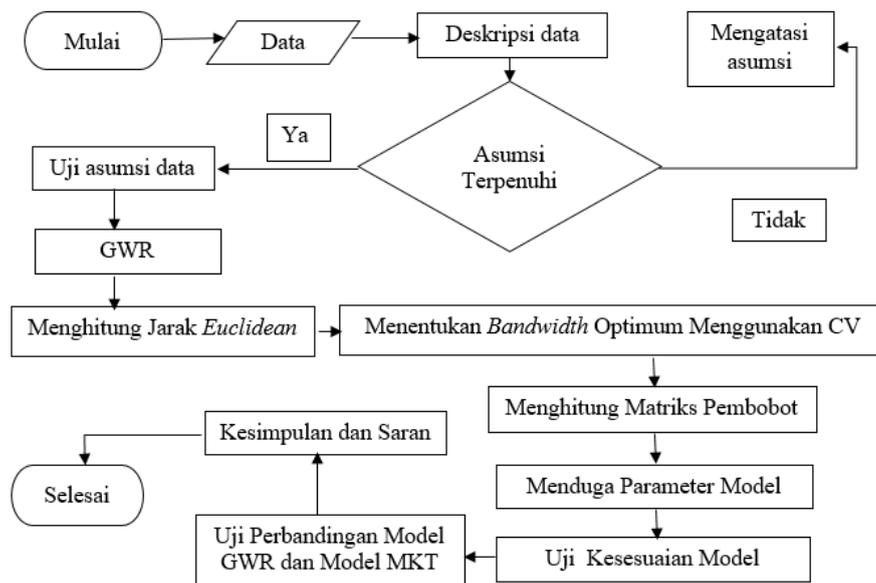
Penelitian metode GWR telah dilakukan oleh Putri (2018) yang meneliti pemodelan indeks pembangunan manusia (IPM) menggunakan GWR, dimana hasil yang diperoleh yaitu angka harapan hidup, rata-rata lama sekolah, pengeluaran perkapita, persentase rumah tangga yang menempati rumah layak huni dan pengangguran terbuka berpengaruh terhadap IPM untuk beberapa provinsi di Indonesia. Dalam pencapaian IPM diukur dengan memperhatikan tiga aspek yaitu umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan standar hidup yang layak (Suriadi, 2019). Pertumbuhan IPM Indonesia pada tahun 2020 mengalami perlambatan yang cukup

berarti dengan hanya tumbuh sebesar 0,03 persen, jauh melambat dibandingkan pertumbuhan tahun sebelumnya yang mencapai 0,74 persen, perlambatan ini disebabkan adanya Pandemi COVID-19 yang melanda hampir seluruh negara di dunia tidak terkecuali Indonesia. Perlambatan pertumbuhan IPM pada tahun 2020 juga dialami oleh seluruh provinsi. Dari sisi posisi, perbandingan IPM antar provinsi tidak mengalami banyak perubahan. Capaian IPM tertinggi diraih oleh Provinsi DKI Jakarta (80,77), sedangkan capaian terendah ditempati Provinsi Papua (60,44). Pada tahun 2020 terdapat 24 provinsi yang mengalami peningkatan IPM, sedangkan 10 provinsi lainnya mengalami penurunan (BPS Indonesia, 2020). Pada data IPM, terdapat ketergantungan antara pengukuran data dengan lokasi oleh karena itu, analisis regresi spasial metode GWR dapat digunakan dalam penelitian ini.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari website www.bps.go.id (BPS Indonesia, 2020) dan data publikasi. Data tersebut terdiri atas 3 variabel independen dan 1 variabel dependen. Satuan spasial yang digunakan yaitu provinsi di Indonesia pada tahun 2020. Unit observasi pada penelitian ini yaitu 34 provinsi di Indonesia. Variabel dependen yaitu indeks pembangunan manusia. Variabel independen yaitu persentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka dan rata-rata lama sekolah.

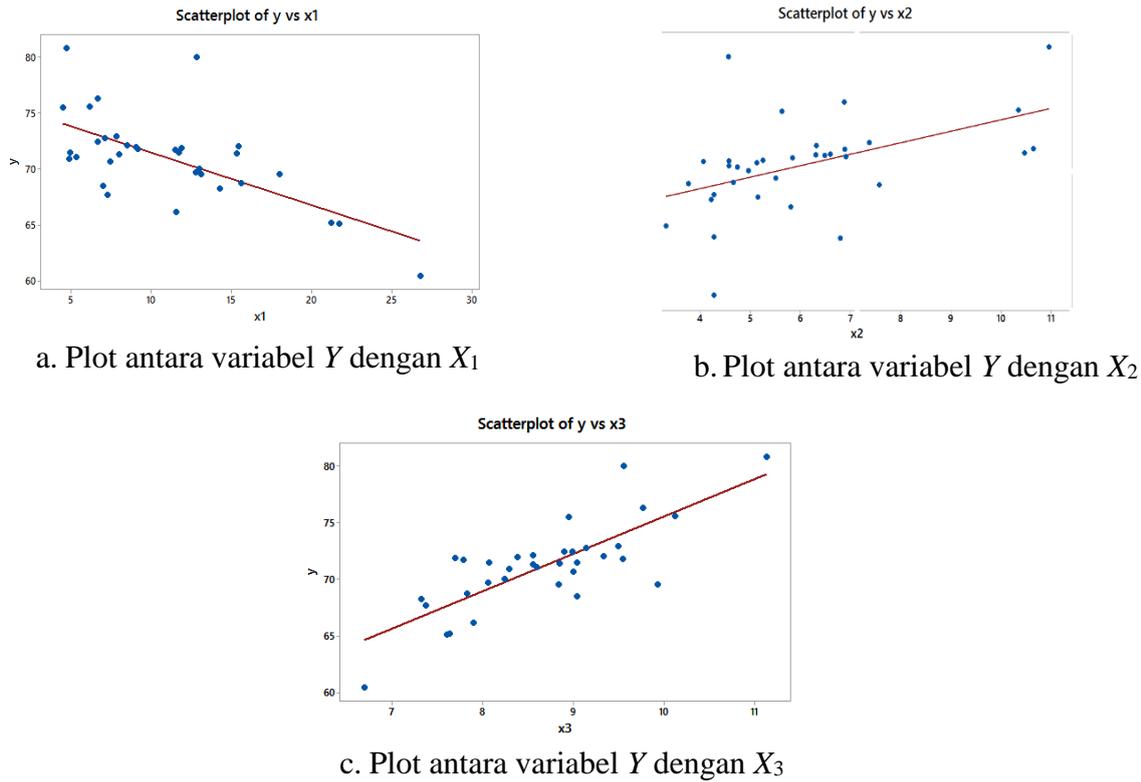
Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *geographically weighted regression* dengan tahapan penelitian disajikan pada diagram alir GWR sebagai berikut:



HASIL DAN PENELITIAN

1. Deskripsi Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan berjumlah 4 variabel, yang terdiri atas 3 variabel independen dan 1 variabel dependen. Variabel dependen yang digunakan adalah indeks pembangunan manusia (IPM). Terdapat 4 kategori warna pada Gambar 1 yang menggambarkan pemetaan IPM Indonesia berdasarkan golongannya, *goldenrod* merupakan golongan persentase rendah, warna *peru* merupakan golongan persentase sedang, warna *saddle brown* merupakan golongan persentase tinggi sedangkan cokelat merupakan golongan persentase sangat tinggi.



Gambar 2. Plot Pencar Variabel Dependen Dengan Variabel Independen

Berikut statistik deskriptif variabel dependen dan variabel independen yang digunakan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Deskriptif Indeks Pembangunan Manusia Indonesia

Variabel	Rata-rata	Minimum	Maksimum	Simpangan Baku
Y	71,081	60,44	80,77	3,902
X_1	10,806	4,45	26,8	5,412
X_2	6,034	3,32	10,95	2,013
X_3	8,649	6,69	11,13	0,928

Tabel 2 menggambarkan karakteristik masing-masing variabel, dimana variabel Dependen (Y) IPM memiliki rata-rata sebesar 71,081. Sedangkan variabel independen yang terdiri dari Persentase Penduduk Miskin (X_1) memiliki simpangan baku terbesar yaitu 5,412 yang artinya presentase penduduk miskin tiap provinsi memiliki keberagaman yang besar. Tingkat Pengangguran Terbuka (X_2) memiliki rata-rata dan simpangan baku sebesar 6,034 dan 2,013. Rata-rata lama sekolah (X_3) memiliki simpangan baku terkecil yaitu sebesar 0,928 yang artinya rata-rata lama sekolah tiap provinsi hampir merata.

2. Pemodelan Regresi Berganda Global

Pemodelan regresi berganda variabel independen terhadap variabel dependen IPM (Y) secara umum dimodelkan dengan persamaan:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \varepsilon$$

dan diduga menggunakan metode kuadrat terkecil (MKT) memberikan persamaan regresi:

$$\hat{Y} = 51,90 - 0,2565 X_1 + 0,077 X_2 + 2,485 X_3$$

dengan X_1 adalah persentase penduduk miskin, X_2 adalah tingkat pengangguran terbuka,

X_3 adalah rata-rata lama sekolah.

3. Uji Asumsi Regresi Berganda Global

Uji asumsi dilakukan untuk melihat seberapa baik data yang akan dianalisis, selain itu uji asumsi dilakukan untuk mengurangi nilai galat dari suatu model hasil analisis.

3.1. Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk menguji apakah galat model berdistribusi normal atau tidak, untuk melakukan uji normalitas digunakan uji *Kolmogrov-Smirnov* dengan hipotesis:

H_0 : galat berdistribusi normal

H_1 : galat tidak berdistribusi normal

Kriteria penolakan H_0 jika nilai-p < α (0,05). Hasil pengujian menunjukkan bahwa statistik Kolmogrov-Smirnov yaitu nilai-p(0,150) > α (0,05) yang menunjukkan bahwa terima H_0 , yang berarti dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% diperoleh keputusan galat berdistribusi normal.

3.2. Uji Multikolinieritas

Asumsi multikolinieritas adalah asumsi yang menunjukkan adanya hubungan linear yang kuat antara variabel independen dalam suatu model regresi berganda. Pada pengujian asumsi ini, diharapkan asumsi multikolinieritas tidak terpenuhi. Dengan melihat nilai *variance inflation factor* (VIF). Jika nilai VIF lebih dari 10 maka dapat disimpulkan tidak terjadi multikolinieritas. Nilai VIF dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Nilai VIF

Variabel	VIF	Keterangan
X_1	1,305	Tidak terjadi multikolinieritas
X_2	1,446	Tidak terjadi multikolinieritas
X_3	1,644	Tidak terjadi multikolinieritas

Dengan melihat nilai VIF pada Tabel 3 maka dapat disimpulkan bahwa data yang digunakan tidak mengandung multikolinieritas atau tidak adanya hubungan linier yang kuat antara variabel independen dikarenakan nilai VIF pada setiap variabel kurang dari 10.

3.3. Uji Homokedastisitas

Uji homoskedastisitas ini bertujuan mengetahui apakah dalam sebuah model regresi terjadi ketidaksamaan variansi dari galat antara satu pengamatan ke pengamatan lain. Jika variansi dari galat antara pengamatan ke pengamatan lain berbeda maka disebut heteroskedastisitas. Uji homoskedastisitas dilakukan untuk melihat uji *Glejser* yaitu dengan meregresikan nilai mutlak dari galat dengan semua variabel bebas. Jika nilai signifikansi lebih besar dari $\alpha = 0.05$ maka kesimpulannya adalah tidak terjadi gejala heteroskedastisitas dalam model regresi. Nilai heteroskedastisitas dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Uji Glejser

Variabel	Signifikansi	Keterangan
X_1	0,569	Tidak terjadi heteroskedastistas
X_2	0,107	Tidak terjadi heteroskedastistas
X_3	0,095	Tidak terjadi heteroskedastistas

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat dengan nilai signifikansi lebih dari 0,05 pada masing-masing variabel X_1 , X_2 dan X_3 dapat diartikan bahwa model regresi tidak

mengandung heteroskedastisitas.

3.4. Uji Autokorelasi

Konsekuensi dari adanya autokorelasi dalam suatu model regresi adalah variansi sampel tidak dapat menggambarkan variansi populasinya. Untuk mendiagnosis adanya autokorelasi dalam suatu model regresi dilakukan melalui pengujian *Durbin-Watson* (Butarbutar,2020).

a. Hipotesis

$H_0 : \rho = 0$ (tidak terdapat autokorelasi)

$H_1 : \rho \neq 0$ (terdapat autokorelasi)

b. Tingkat signifikansi

- Jika $d < dl$ atau $d > 4 - dl$ maka diartikan terdapat autokorelasi
- Jika $du < d < 4 - du$ maka diartikan tidak terdapat autokorelasi
- Jika $dl < d < du$ atau $4 - du < d < 4 - dl$ maka diartikan tidak ada kesimpulan

c. Statistik Uji

$$d = \frac{\sum_{i=2}^n (\hat{\epsilon}_i - \hat{\epsilon}_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i^2} = 1,59647.$$

dengan menggunakan persamaan diperoleh nilai uji Durbin-Watson diperoleh nilai perhitungan yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Uji *Durbin-Watson*

D	Dl	Du	4-dl	4-du
1,59647	1,2078	1,7277	2,7922	2,40353

Berdasarkan Tabel 5 dapat dilihat bahwa nilai $d = 1,59647$ berada diantara nilai $d_L = 1,2078$ dan nilai $d_u = 1,7277$ ($d_L \leq d \leq d_u$), maka dapat diartikan bahwa daerah keragu-raguan tidak ada keputusan. Sehingga dapat diputuskan pada model regresi linear tidak ada kesimpulan atau tidak terdefenisi tentang autokorelasi.

4. Uji Simultan Dan Uji Parsial

Pengujian secara simultan terhadap parameter-parameter model regresi dilakukan dengan hipotesis:

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$ (tidak ada pengaruh variabel independen terhadap variabel indeks pembangunan manusia Indonesia tahun 2020).

$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0, k=1,2,3.$ (minimal ada satu pengaruh variabel independen terhadap indeks pembangunan manusia Indonesia tahun 2020).

Statistik uji yang digunakan adalah statistik F_{hitung} . Jika nilai F_{hitung} lebih besar dari nilai F_{tabel} atau nilai-p $< \alpha$ (0,05) maka hipotesis H_0 akan ditolak. Hasil penelitian memberikan nilai $F_{hitung} = 24,74$ dengan nilai-p = 0,000 sehingga jika $\alpha = 0,05$ maka keputusan yang diambil adalah tolak H_0 yang artinya ada pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen atau IPM di Indonesia tahun 2020.

Setelah melakukan uji simultan dan dapat diambil kesimpulan bahwa variabel independen mempengaruhi IPM di Indonesia, maka selanjutnya peneliti melakukan uji parsial dimana uji parsial digunakan untuk melihat apakah ada parameter dari setiap variabel. Uji parsial menggunakan hipotesis:

$H_0 : \beta_k = 0, k=1,2,3.$ (tidak ada pengaruh antara variabel independen ke-k dengan variabel dependen)

$H_1 : \beta_k \neq 0, k = 1, 2, 3$. (ada pengaruh antara variabel independen ke- k dengan variabel dependen)

Statistik uji yang digunakan adalah t_{hitung} . Jika nilai $t_{hitung} > t_{tabel}$ atau jika nilai- $p < \alpha$ (0,05) maka tolak H_0 . Hasil penelitian untuk tiap variabel ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Uji Parsial

Variabel	Nilai-p	Kesimpulan
X_1	0,003	Signifikan
X_2	0,736	Tidak Signifikan
X_3	0,000	Signifikan

Berdasarkan nilai-p pada Tabel 6 terdapat 2 variabel yang tolak H_0 atau signifikan dan 1 variabel terima H_0 atau tidak signifikan. Jadi disimpulkan variabel independen persentase penduduk miskin dan rata-rata lama sekolah, mempengaruhi variabel Indeks pembangunan manusia. Sedangkan variabel tingkat pengangguran terbuka tidak mempengaruhi indeks pembangunan manusia.

5. Pengujian Aspek Spasial

Ada dua uji aspek spasial yang dilakukan dalam penelitian ini adalah uji otokorelasi spasial dan uji heterogenitas spasial

5.1. Uji Autokorelasi Spasial

Uji autokorelasi spasial bertujuan untuk mengidentifikasi apakah ada ketergantungan antar provinsi terhadap variabel dependen atau tidak. Autokorelasi spasial adalah taksiran dari korelasi antara nilai amatan yang berkaitan dengan lokasi spasial pada variabel yang sama. Rentang nilai $0 < I \leq 1$ menunjukkan autokorelasi positif yang berarti adanya kemiripan nilai dari lokasi-lokasi yang berdekatan dan cenderung berkelompok, sedangkan nilai $-1 < I \leq 0$ autokorelasi negatif menunjukkan bahwa lokasi-lokasi yang berdekatan mempunyai nilai berbeda dan cenderung menyebar.

Pengujian *Moran's I* merupakan pengujian yang dilakukan untuk melihat apakah pengamatan dilokasi lain yang letaknya saling berdekatan. Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah:

$H_0 : I = 0$ (tidak terdapat autokorelasi spasial)

$H_1 : I \neq 0$ (terdapat autokorelasi spasial)

Berdasarkan hasil pengujian maka hasil uji *Moran's I* dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Uji *Moran's*

Moran's I	Z Hitung
0,122149	1,968899

Hasil yang diperoleh pada Tabel 7 diperoleh nilai $Z(I)$ yaitu Z_{hitung} (1,968899) $> Z_{\alpha/2}$ (1,96) sehingga dapat disimpulkan bahwa tolak H_0 atau terdapat autokorelasi spasial pada pengamatan.

5.2. Uji Heterogenitas Spasial

Pengujian heterogenitas spasial dilakukan untuk mengetahui adanya keberagaman dalam hubungan secara wilayah. Heterogenitas spasial dapat diidentifikasi dengan menggunakan pengujian *Breusch Pagan*. Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0 : \sigma_i^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_{34}^2$ (homogenitas)

$H_1 : \sigma_i^2 \neq \sigma_j^2$ (heterogenitas)

Hasil menggunakan uji *Breusch Pagan* dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Uji Heterogenitas

BP	Df	Nilai-p
10,654	3	0,01375

Berdasarkan Tabel 8 nilai-p pada pengujian *Breusch Pagan* sebesar 0,01375. Dengan menggunakan taraf signifikan sebesar 0,05 maka diputuskan tolak H_0 atau terdapat dependensi spasial pada pengamatan.

Hasil pengujian yang diperoleh dari uji autokorelasi spasial dan uji heterogenitas spasial menunjukkan bahwa variabel yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilakukan pemodelan menggunakan GWR.

6. Pemodelan *Geographically Weighted Regression*

Setelah aspek spasial terpenuhi maka selanjtnya dilakukan estimasi parameter yang berpengaruh signifikan terhadap IPM, pada pemodelan IPM di Indonesia menggunakan metode *geographically weighted regression* (GWR) dikarenakan adanya heterogenitas spasial atau adanya pengaruh letak geografis terhadap model.

6.1. Menghitung Jarak *Euclidean*

Langkah awal yang dilakukan adalah menghitung jarak antar lokasi pengamatan (jarak *Euclidean*) berdasarkan garis lintang dan garis bujur setiap provinsi di Indonesia. Untuk menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi (u_i, v_i) ke (u_j, v_j) dengan rumus

$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$. Dengan menggunakan rumus $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$ untuk mendapatkan jarak *Euclidean* setiap daerah pengamatan dapat dilihat pada ilustrasi berikut.

Aceh

$$d_{ij} = \sqrt{(96,7494 - 96,7494)^2 + (4,695135 - 4,695135)^2} = 0$$

Bali

$$d_{ij} = \sqrt{(96,7494 - 115,188916)^2 + (4,695135 - (-8,409518))^2} = 22,62184$$

Banten

$$d_{ij} = \sqrt{(96,7494 - 106,064018)^2 + (4,695135 - (-6,405817))^2} = 14,491144.$$

Dengan menggunakan cara yang sama, keseluruhan jarak *Euclidean* dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Jarak *Euclidean*

Provinsi	d_{ij}
Aceh	0
Bali	22,62184
Banten	14,49114
Bengkulu	5,584736
DI Yogyakarta	18,57614
DKI Jakarta	14,84885
Gorontalo	26,63294
Jambi	9,304341
Jawa Barat	16,06693
Jawa Tengah	17,87863

Provinsi	d_{ij}
Jawa Timur	19,73604
Kalimantan Barat	15,54322
Kalimantan Selatan	20,10403
Kalimantan Tengah	17,81338
Kalimantan Timur	20,1043
Kalimantan Utara	19,36006
Kep, Bangka Belitung	12,2154
Kep, Riau	11,41809
Lampung	8,658486
Maluku	34,3253
Maluku Utara	31,21609
Nusa Tenggara Barat	24,55679
Nusa Tenggara Timur	27,75315
Papua	37,42072
Papua Barat	36,92126
Riau	6,629619
Sulawesi Barat	23,71311
Sulawesi Selatan	24,68481
Sulawesi Tengah	25,44447
Sulawesi Tenggara	26,91816
Sulawesi Utara	27,5282
Sumatera Barat	6,778482
Sumatera Selatan	10,65529
Sumatera Utara	3,414559

6.2. *Penentuan Bandwidth*

Penentuan *bandwidth* yang akan digunakan dengan memilih *bandwidth* optimum. Penentuan nilai *bandwidth* yang sangat kecil akan menyebabkan varians menjadi semakin besar. Hal itu dikarenakan jika *bandwidth* sangat kecil maka semakin sedikit pengamatan yang berada dalam radius b , sehingga model yang diperoleh akan sangat kasar karena hasil estimasi dengan menggunakan sedikit pengamatan. Sebaliknya nilai *bandwidth* yang besar dapat menimbulkan bias yang semakin besar. Jika *bandwidth* sangat besar maka akan semakin banyak pengamatan yang berada dalam radius h , sehingga model yang diperoleh akan terlampaui halus, karena hasil estimasi dengan menggunakan banyak pengamatan.

Dalam menentukan *bandwidth* optimum digunakan fungsi *Kernel gaussian*. dengan proses iterasi sehingga didapatkan nilai *Cross Validation* (CV) pada Tabel 10 yang paling minimum.

Tabel 10. Nilai *Cross Validation*

Fungsi pembobot	CV Minimum	Bandwidth
Fixed bandwidth	101,3783	4,23285

sehingga fungsi pembobot spasial GWR-nya menjadi :

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{4,23285}\right)^2\right)$$

Dengan fungsi pembobot diatas maka perhitungan matriks pembobot yang akan digunakan untuk penaksiran parameter di tiap lokasi pengamatan dapat dilihat pada

Tabel 11.

Tabel 11. Fungsi *Kernel Gaussian*

Provinsi	w_{ij}
Aceh	1
Bali	6,28E-07
Banten	0,002851
Bengkulu	0,418792
DI Yogyakarta	6,57E-05
DKI Jakarta	0,002127
Gorontalo	2,53E-09
Jambi	0,089289
Jawa Barat	0,000744
Jawa Tengah	0,000134
Jawa Timur	1,9E-05
Kalimantan Barat	0,00118
Kalimantan Selatan	1,26E-05
Kalimantan Tengah	0,000143
Kalimantan Timur	1,26E-05
Kalimantan Utara	2,87E-05
Kep, Bangka Belitung	0,015544
Kep, Riau	0,026299
Lampung	0,123424
Maluku	5,25E-15
Maluku Utara	1,55E-12
Nusa Tenggara Barat	4,91E-08
Nusa Tenggara Timur	4,62E-10
Papua	1,07E-17
Papua Barat	3,01E-17
Riau	0,293306
Sulawesi Barat	1,53E-07
Sulawesi Selatan	4,12E-08
Sulawesi Tengah	1,42E-08
Sulawesi Tenggara	1,65E-09
Sulawesi Utara	6,54E-10
Sumatera Barat	0,277415
Sumatera Selatan	0,042072
Sumatera Utara	0,722262

6.3. *Estimasi Parameter Model GWR*

Tahap selanjutnya penaksiran parameter untuk mengamati hubungan antar variabel dependen dan variabel independen berdasarkan nilai koefisien dengan metode *weighted least square* (WLS) yang digunakan menaksir parameter. Rangkuman hasil estimasi parameter model GWR pada Tabel 12.

Tabel 12. Estimasi Parameter Model GWR

Variabel	Minimum	Median	Maksimum
x.Intercept	38,299330	49,547334	62,801174
X_1	-0,339286	-0,099500	0,273003

Variabel	Minimum	Median	Maksimum
X_2	-0,295709	0,121505	0,898806
X_3	0,958036	2,454325	4,050393

Proses penentuan parameter dilakukan berulang pada setiap lokasi yaitu setiap provinsi di Indonesia sehingga akan diperoleh 34 model GWR yang disajikan pada Tabel 13.

Tabel 13. Ringkasan Model GWR Setiap Provinsi

Provinsi	Model GWR
Aceh	$Y = 62,80 - 0,0453X_1 + 0,128X_2 + 0,958X_3$
Bali	$Y = 40,42 - 0,069X_1 + 0,115X_2 + 3,799X_3$
Banten	$Y = 40,37 + 0,192X_1 - 0,209X_2 + 3,745X_3$
Bengkulu	$Y = 55,06 - 0,0969X_1 + 0,095X_2 + 1,923X_3$
Di Yogyakarta	$Y = 38,50 + 0,2534X_1 - 0,296X_2 + 4,032X_3$
Dki Jakarta	$Y = 39,98 + 0,2198X_1 - 0,224X_2 + 3,785X_3$
Gorontalo	$Y = 57,40 - 0,1768X_1 + 0,636X_2 + 1,317X_3$
Jambi	$Y = 48,94 - 0,1094X_1 + 0,056X_2 + 2,705X_3$
Jawa Barat	$Y = 39,19 + 0,2691X_1 - 0,274X_2 + 3,896X_3$
Jawa Tengah	$Y = 38,39 + 0,2730X_1 - 0,272 X_2 + 3,998X_3$
Jawa Timur	$Y = 38,30 + 0,168X_1 - 0,198 X_2 + 4,050X_3$
Kalimantan Barat	$Y = 43,78 + 0,095X_1 + 0,113 X_2 + 3,100X_3$
Kalimantan Selatan	$Y = 43,39 - 0,044X_1 + 0,515 X_2 + 3,024X_3$
Kalimantan Tengah	$Y = 42,82 + 0,058X_1 + 0,271X_2 + 3,149X_3$
Kalimantan Timur	$Y = 46,18 - 0,1060X_1 + 0,707X_2 + 2,561X_3$
Kalimantan Utara	$Y = 46,32 - 0,1021X_1 + 0,585X_2 + 2,587X_3$
Kep. Bangka Belitung	$Y = 44,11 + 0,0328X_1 - 0,058X_2 + 3,275X_3$
Kep. Riau	$Y = 48,97 - 0,0642X_1 + 0,057X_2 + 2,626X_3$
Lampung	$Y = 51,52 - 0,0910X_1 + 0,070X_2 + 2,348X_3$
Maluku	$Y = 57,64 - 0,3000X_1 + 0,415X_2 + 1,437X_3$
Maluku Utara	$Y = 58,18 - 0,2275X_1 + 0,377X_2 + 1,318X_3$
Nusa Tenggara Barat	$Y = 45,61 - 0,2049X_1 + 0,514X_2 + 3,034X_3$
Nusa Tenggara Timur	$Y = 57,07 - 0,3393X_1 + 0,798X_2 + 1,587X_3$
Papua	$Y = 57,00 - 0,2933X_1 + 0,712X_2 + 1,253X_3$
Papua Barat	$Y = 55,96 - 0,2642X_1 + 0,775X_2 + 1,258X_3$
Riau	$Y = 53,60 - 0,1246X_1 + 0,095X_2 + 2,126X_3$
Sulawesi Barat	$Y = 50,12 - 0,1779X_1 + 0,899X_2 + 2,082X_3$
Sulawesi Selatan	$Y = 51,97 - 0,2123X_1 + 0,872X_2 + 1,923X_3$
Sulawesi Tengah	$Y = 54,53 - 0,1944X_1 + 0,746X_2 + 1,641X_3$
Sulawesi Tenggara	$Y = 57,22 - 0,2831X_1 + 0,657X_2 + 1,503X_3$
Sulawesi Utara	$Y = 59,02 - 0,1995X_1 + 0,554X_2 + 1,191X_3$
Sumatera Barat	$Y = 53,62 - 0,1304X_1 + 0,108X_2 + 2,118X_3$
Sumatera Selatan	$Y = 46,32 - 0,0621X_1 + 0,006X_2 + 3,025 X_3$
Sumatera Utara	$Y = 58,95 - 0,0944X_1 + 0,085X_2 + 1,477 X_3$

Pada Tabel 13 setiap lokasi memiliki model yang berbeda-beda. Sebagai contoh model yang terbentuk untuk Provinsi Aceh adalah:

$$Y_{Aceh} = 62,80 - 0,0453 X_1 + 0,128 X_2 + 0,958 X_3$$

Persamaan tersebut menjelaskan bahwa, jika variabel independen nilainya tetap

dari presentase penduduk miskin mengalami kenaikan satu satuan maka IPM akan mengalami penurunan sebesar 0,0453. Tingkat pengangguran terbuka mengalami kenaikan satu satuan maka IPM akan mengalami penurunan sebesar 0,128. Rata-rata lama sekolah mengalami kenaikan satu satuan maka IPM akan mengalami penurunan sebesar 0,958.

6.4. *Pengujian Kesesuaian Model GWR*

Pengujian kesesuaian model diperlukan untuk mengetahui apakah model GWR adalah tepat digunakan. Hipotesisnya adalah:

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, k = 1, 2, 3$ (tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dengan GWR)

H_1 : minimal 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).

Perbedaan yang signifikan antara model GWR dengan menentukan uji F memberikan hasil menolak H_0 dimana nilai $F_{hitung} \geq F_{tabel}(0,05 : 30 : 12, 48) = 2,466279$. hasil dari uji kesesuaian model ini dapat dilihat pada Tabel 14.

Tabel 14. Uji Kesesuaian Model GWR

Model	F	Nilai-p
GWR	7,5623	0,0002

Berdasarkan Tabel 14 maka dapat disimpulkan bahwa hasil analisis yang telah dilakukan dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% diperoleh keputusan bahwa tolak H_0 yang artinya GWR sudah tepat digunakan dalam melihat variansi IPM di Indonesia atau paling sedikit ada salah satu $\beta_k(u_i, v_i)$ atau ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWR.

6.5. *Perbandingan Model Regresi Linier Berganda dan Model GWR*

Nilai koefisien determinasi (R^2) yang diperoleh berdasarkan model GWR 96,19% dimana R^2 pada model GWR mampu menginterpestrasikan model lokal GWR. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model GWR yang diperoleh mampu menjelaskan IPM di Indonesia sebesar 96,19% sedangkan sisanya 3,81% dipengaruhi oleh variabel independen lain yang belum dimasukkan ke dalam model. Selanjutnya dilakukan perbandingan pada Tabel 15 untuk memutuskan pemodelan terbaik terhadap indeks pembangunan manusia di Indonesia.

Tabel 15. Perbandingan Model Regresi Linier Berganda dan GWR

Model	AIC	R^2 (%)
Global	155,708	71,22
Lokal	94,567	96,19

Untuk membandingkan model terbaik antara regresi global dan GWR dapat menggunakan langkah paling mudah, yaitu membandingkan R^2 yang lebih besar dan nilai AIC yang lebih kecil. Pada Tabel 15 menunjukkan bahwa pemodelan IPM di Indonesia menggunakan GWR memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan pemodelan menggunakan regresi global. Hasil tersebut menunjukkan bahwa regresi global hanya memberikan nilai R^2 sebesar 71,22% dan AIC sebesar 155,708 sedangkan model GWR mampu memaksimalkan nilai R^2 sebesar 96,19% dengan nilai AIC lebih kecil dari regresi global yaitu sebesar 94,567.

6.6. *Pengujian Parameter Model GWR*

Pengujian parameter model GWR dilakukan dengan menguji parameter secara

parsial yang digunakan untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap variansi IPM yang ada di Indonesia pada setiap provinsi untuk $k=1,2,3$ dengan hipotesis:

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0; k = 1, 2, 3.$ (tidak ada pengaruh signifikan dari variabel bebas antara satu provinsi dengan provinsi lainnya)

$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; k = 1, 2, 3.$ (ada perbedaan pengaruh signifikan dari variabel bebas antara satu provinsi dengan provinsi lainnya)

Suatu parameter dikatakan signifikan jika nilai $|t_{hit}| > t_{\alpha/2; db}$ atau jika nilai- $p < \alpha$ dengan $\alpha = 5\%$. Nilai t_{tabel} diperoleh sebesar 2,042. Hal ini berarti jika t_{hit} pada masing-masing parameter lebih besar dari 2,042 atau nilai- $p < 0,05$ maka variabel independen tersebut memberikan pengaruh terhadap variansi IPM diprovinsi tersebut. Nilai- p pada masing-masing parameter ditampilkan pada Tabel 16.

Tabel 16. Uji Masing-Masing Parameter GWR Setiap Provinsi

Provinsi	Nilai-p		
	X_1	X_2	X_3
Aceh	0,146	0,408	0,020
Bali	0,503	0,669	0,000
Banten	0,072	0,117	0,000
Bengkulu	0,048	0,516	0,000
DI Yogyakarta	0,010	0,031	0,000
DKI Jakarta	0,036	0,091	0,000
Gorontalo	0,044	0,021	0,028
Jambi	0,150	0,696	0,000
Jawa Barat	0,008	0,029	0,000
Jawa Tengah	0,006	0,043	0,000
Jawa Timur	0,106	0,257	0,000
Kalimantan Barat	0,375	0,521	0,000
Kalimantan Selatan	0,664	0,050	0,000
Kalimantan Tengah	0,596	0,207	0,000
Kalimantan Timur	0,224	0,004	0,000
Kalimantan Utara	0,262	0,007	0,000
Kep, Bangka Belitung	0,734	0,694	0,000
Kep, Riau	0,275	0,653	0,000
Lampung	0,074	0,578	0,000
Maluku	0,000	0,094	0,000
Maluku Utara	0,004	0,219	0,033
Nusa Tenggara Barat	0,030	0,127	0,000
Nusa Tenggara Timur	0,000	0,012	0,002
Papua	0,000	0,000	0,000
Papua Barat	0,000	0,000	0,000
Riau	0,033	0,524	0,000
Sulawesi Barat	0,024	0,001	0,000
Sulawesi Selatan	0,006	0,002	0,000
Sulawesi Tengah	0,018	0,005	0,002
Sulawesi Tenggara	0,000	0,011	0,003
Sulawesi Utara	0,021	0,046	0,054
Sumatera Barat	0,030	0,467	0,000

Provinsi	Nilai-p		
	X_1	X_2	X_3
Sumatera Selatan	0,484	0,965	0,000
Sumatera Utara	0,032	0,601	0,000

Berdasarkan Tabel 16, parameter GWR yang signifikan dikelompokkan menjadi 5 kelompok. Kelompok pertama terdiri atas satu provinsi, yaitu Sulawesi Utara. Dalam kelompok ini presentase penduduk miskin dan tingkat pengangguran terbuka signifikan terhadap IPM pada provinsi tersebut.

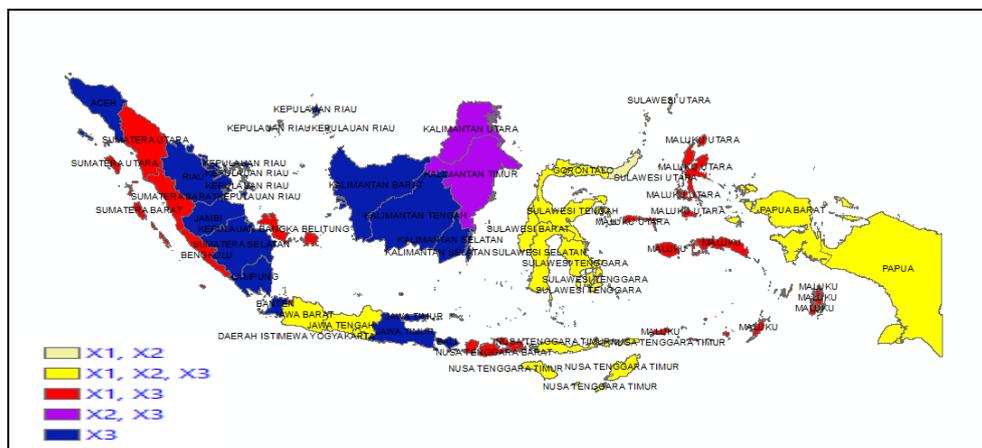
Kelompok kedua terdiri atas tiga belas provinsi, yaitu DI Yogyakarta, Gorontalo, Jawa Barat, Jawa Tengah, Nusa Tenggara Timur, Papua, Papua Barat, Sulawesi Barat, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara. Dalam kelompok ini presentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka dan rata-rata lama sekolah signifikan terhadap IPM pada provinsi-provinsi tersebut.

Kelompok ketiga terdiri atas delapan provinsi, yaitu Bengkulu, Maluku, Maluku Utara, Nusa Tenggara Barat, Riau, Sumatera Barat, Sumatera Utara, DKI Jakarta. Dalam kelompok ini presentase penduduk miskin dan rata-rata lama sekolah signifikan terhadap IPM pada provinsi-provinsi tersebut.

Kelompok keempat terdiri atas dua provinsi, yaitu Kalimantan Timur, Kalimantan Utara. Dalam kelompok ini tingkat pengangguran terbuka dan rata-rata lama sekolah signifikan terhadap IPM pada provinsi-provinsi tersebut.

Kelompok kelima terdiri atas dua belas provinsi, yaitu Aceh, Bali, Banten, Jambi, Jawa Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Selatan, Kalimantan Tengah, Kep. Bangka Belitung, Kep. Riau, Lampung, Sumatera Selatan. Dalam kelompok ini rata-rata lama sekolah signifikan terhadap IPM pada provinsi tersebut.

Untuk melihat gambaran variabel yang signifikan pada model GWR setiap provinsi di Indonesia dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Variabel yang Signifikan pada Model GWR

Berdasarkan Gambar 3, dapat dilihat bahwa variabel yang berpengaruh secara signifikan dengan menggunakan model GWR pada umumnya adalah presentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka dan rata-rata lama sekolah.

KESIMPULAN

Pemodelan indeks pembangunan manusia menggunakan GWR didapatkan 34 model atau disetiap provinsi didapatkan model lokal dengan 5 kombinasi model yang signifikan. Dengan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia yang diperoleh adalah presentase penduduk miskin (X_1), tingkat pengangguran terbuka (X_2) dan rata-rata lama sekolah (X_3).

Penentuan faktor-faktor yang mempengaruhi menggunakan model GWR yang lebih baik dari model global (regresi berganda) dilihat berdasarkan nilai AIC dan R^2 yang lebih baik. Dimana regresi global hanya memberikan nilai R^2 sebesar 71,22% dan AIC sebesar 155,708 sedangkan model GWR mampu memaksimalkan nilai R^2 sebesar 96,19% dengan nilai AIC lebih kecil dari regresi global yaitu sebesar 94,56. Sehingga hasil yang diperoleh model lokal (GWR) lebih baik digunakan dalam menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia.

DAFTAR PUSTAKA

- Annabilah, Z. F. Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia di Jawa Timur Menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR). Jurnal Ilmiah Matematika, Volume 7 No.1 Tahun 2019.
- Arafat, L., Rindayati, W., & Sahara. 2018. Faktor-faktor yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Kalimantan Tengah. Jurnal Ekonomi dan Kebijakan Pembangunan.
- Badan Pusat Statistik. 2017. Indeks Pembangunan Manusia 2016. Jakarta: BPS.
- Badan Pusat Statistik. 2020. Indeks Pembangunan Manusia Indonesia 2020. Jakarta: BPS.
- Badan Pusat Statistik. 2021. Statistik Indonesia. Jakarta: BPS.
- Butarbutar, D. C. 2020. Penerapan Metode *Geographically Weighted Regression* pada Indeks Pembangunan Manusia Di Indonesia [Skripsi]. Medan: Universitas Sumatera Utara, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
- Caraka, R. E., & Yasin, H. 2017. *Geographically Weighted Regression* (GWR). Yogyakarta : Mobius.
- Farichah, I. 2020. Estimasi Angka Harapan Hidup di Jawa Timur dengan Menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR). Malang: Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Fakultas Sains dan Teknologi.
- Ferdiani, A. 2018. Pengaruh Angka Harapan Hidup, Rata-rata Lama Sekolah Dan Pengeluaran Perkapita Terhadap Kemiskinan serta Hubungannya dengan Indeks Pembangunan Manusia Di Indonesia [Tesis]. Jakarta: Universitas Negeri Jakarta, Fakultas Ekonomi.
- Fotheringham, A. S., Brundson, C., & Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression: Analysis Of Spatially Varying Relationship*. England: John Wiley And Sons Ltd.
- Harmes, Juanda, B., Rustiadi, E., & Barus, B. Pemetaan Efek Spasial pada Data Kemiskinan Kota Bengkulu. *Journal Of Regional and Rural Development Planning*, Juni 2017, 1 (2): 192-201.
- Irevanie, R. S. 2017. Perbandingan Metode *Quantile Regression* (QR) dan *Geographically Weighted Regression* (GWR) pada Data Angka Harapan Hidup di Indonesia. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
- Maggri, Ilham, & Ispriyanti, Dwi. 2018. Pemodelan Data Kemiskinan di Provinsi Sumatera Barat dengan Metode *Geographically Weighted Regression* (GWR). Media Statistika, Vol. 6, No. 1, Juni 2013 : 37-49.
- Putri, Z. 2018. Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia Menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR) [Skripsi]. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.

- Pradita, N. 2014. *Geographically Weighted Logistic Regression* dan Aplikasinya Studi Kasus: Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Jawa Timur [Skripsi]. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Rahayu, N. S. 2017. *Geographically Weighted Panel Regression* untuk Pemodelan Presentase Penduduk Miskin di Provinsi Jawa Tengah [Tesis]. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
- Rosyadi, A. Z. Pemodelan Regresi Probit Ordinal pada Data Indeks Pembangunan Manusia Di Jawa Timur [Skripsi]. Universitas Airlangga.
- Simarmata, Y. P. H. 2019. Analisis Pengaruh Kemiskinan Pengangguran, dan Ketimpangan Pendapatan terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Indonesia [Skripsi]. Sumatera Utara: Universitas Sumatera Utara, Fakultas Ekonomi dan Bisnis.
- Suriadi, M. 2019. Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia (IPM) terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Kabupaten Wajo [Skripsi]. Makasar: Universitas Muhammadiyah Makasar, Fakultas Ekonomi dan Bisnis.
- Yuliasty, H. F. 2015. Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kasus Penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut di Kabupaten Mojokerto Tahun 2013 [Skripsi]. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.