

PENERAPAN MODEL GEOGRAPGICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR) MENGGUNAKAN FUNGSI PEMBOBOT ADAPTIVE KERNEL GAUSSIAN DAN ADAPTIVE KERNEL BISQUARE PADATINGKAT PENGANGGURAN TERBUKA DI PULAU PAPUA

Yohanes Taek¹, Rokhana Dwi Bekt², Kris Suryowati³

^{1,2,3}Jurusan Statistika, Fakultas Sains Terapan, Institut Sains & Teknologi AKPRIND

Email : yon.taek86@gmail.com

Abstract. *The Open Unemployment Rate is an indicator used to measure labor that is not absorbed by the labor market and illustrates the underutilization of labor supply. The causes of open unemployment rate are due to skills incompatibility, lack of experience, low demand, and economic condition. The percentage of OUR in every location has different conditions, this condition have possibility for spatial diversity between location. In terms of how to overcome the open unemployment rate problem required a spatial analysis to determine the factors affect the open unemployment rate in Papua island in the year of 2020, namely Geographically Weighted Regression method with adaptive Gaussian kernel and adaptive Bisquare kernel weighting functions. Based on the analysis result obtain that GWR model using adaptive kernel Gaussian weighting function with the significance level of 10%, Human Development Index variable is significant in 37 districts/cities and Gross Regional Domestic Product (GRDP) per capita (X2) variable is significant in 36 districts/cities in Papua island in the year of 2020. The GWR model with adaptive kernel Bisquare weighting function with significance level of 10%, Human Development Index (X1) variable is significant in 23 districts/cities and Gross Domestic Product (X2) variable is significant in 23 districts/cities in Papua island in the year of 2020. Based on the comparison on both weighting functions conclude that the best model to estimate the open unemployment rate in Papua island in the year of 2020 is GWR model with adaptive kernel Bisquare because it has the smallest AIC of 155,8274 and the biggest R square (R^2) is 0,8427351.*

Keywords: *Open Unemployment Rate, Geographically Weighted Regression, Adaptive Kernel Gaussian Weighted Function and Adaptive Kernel Bisquare Weighted Function.*

Abstrak. Tingkat Pengangguran Terbuka merupakan indikator yang digunakan dalam mengukur tenaga kerja yang tidak diserap oleh pasar kerja dan menggambarkan kurang termanfaatkannya pasokan tenaga kerja. Penyebab munculnya tingkat pengangguran terbuka karena ketidakcocokan ketrampilan, minimnya pengalaman, rendahnya permintaan, dan kondisi ekonomi. Persentase tingkat pengangguran terbuka antarastu lokasi dengan lokasi lainnya berbeda-beda, hal ini memungkinkan adanya keragaman spasial antara lokasi. Dalam upaya mengatasi masalah Tingkat Pengangguran Terbuka diperlukan suatu analisis spasial sehingga dapat menentukan faktor apa saja yang berpengaruh terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka yang terdapat di Pulau Papua tahun 2020 yaitu menggunakan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan fungsi pembobot *adaptive kernel Gaussian* dan fungsi pembobot *adaptive kernel Bisquare*. Berdasarkan hasil analisis diperoleh model GWR menggunakan fungsi pembobot *adaptive kernel Gaussian* dengan taraf signifikansi 10%, variabel Indeks Pembangunan Manusia (X1) signifikan di 37 kabupaten/kotadan variabel PDRB Perkapita (X2) signifikan di 36 kabupaten/kota di Pulau Papua tahun 2020. Model GWR dengan fungsi pembobot *adaptive kernel Bisquare* pada taraf signifikansi 10%, variabel Indeks Pembangunan Manusia (X1) signifikan di 23 kabupaten/kota dan variabel PDRB Perkapita (X2) signifikan di 23 kabupaten/kota di Pulau Papua tahun 2020. Berdasarkan hasil perbandingan dari kedua fungsi pembobot disimpulkan bahwa model terbaik untuk mengestimasi Tingkat Pengangguran Terbuka di Pulau Papua tahun 2020 adalah dengan fungsi pembobot *adaptive kernel Bisquare* karena mempunyai nilai R^2 terbesar yaitu 0,8427351 dan AIC terkecil yaitu 155,8274.

Kata kunci: *Tingkat Pengangguran Terbuka, Geographically Weighted Regression, Adaptive Kernel Gaussian, Adaptive Kernel Bisquare.*

1. Pendahuluan

Pengangguran merupakan aspek yang berkaitan dengan sumber daya manusia. Badan Pusat Statistik (BPS) dalam indikator ketenagakerjaan tahun 2020, menjelaskan pengangguran adalah penduduk yang tidak bekerja namun sedang mencari pekerjaan atau sedang mempersiapkan suatu usaha baru atau penduduk yang tidak mencari pekerjaan karena sudah diterima bekerja tetapi belum bekerja. Pengangguran terbuka merupakan masalah yang paling menjadi sorotan di tanah air. Tingkat pengangguran terbuka merupakan persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. Menurut BPS (2020) menjelaskan tingkat pengangguran terbuka adalah indikator yang digunakan dalam mengukur tenaga kerja yang tidak diserap oleh pasar kerja dan menggambarkan kurang termanfaatkannya pasokan tenaga kerja. Penyebab munculnya tingkat pengangguran terbuka karena ketidakcocokan ketrampilan, minimnya pengalaman, rendahnya permintaan, dan kondisi ekonomi.

Dalam hal mengatasi masalah tingkat pengangguran terbuka membutuhkan ketersediaan lapangan pekerjaan yang memadai karena dengan ketersediaan lapangan pekerjaan maka masalah pengangguran dengan sendirinya akan berkurang. Data pada penelitian ini diperoleh dari berbagai kabupaten/kota yang ada di Pulau Papua sehingga adanya keberagaman antara lokasi dalam suatu wilayah atau heterogenitas spasial pada data yang diperoleh bisa terjadi. Oleh sebab itu perlu diketahui faktor-faktor (indeks pembangunan manusia dan PDRB perkapita) yang mempengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka di Pulau Papua tahun 2020 dan diperlukan sebuah metode statistika yang diharapkan dapat memodelkan kasus Tingkat Pengangguran Terbuka di Pulau Papua Tahun 2020 dengan lebih baik. Metode tersebut adalah metode *Geographically Weighted Regression* (GWR). Menurut Fotheringham dkk (2002) dalam Kartika dkk (2020) beberapa jenis fungsi pembobot yang dapat digunakan antara lain *fungsi jarak invers* (*Inverse Distance Function*), *fungsi kernel Gaussian*, *fungsi kernel Bisquare*, *fungsi kernel tricube*, *fungsi adaptive bisquare*, *fungsi kernel adaptive Gaussian*. Dalam penulisan ini, metode GWR akan digunakan dengan fungsi pembobot *adaptive kernel Gaussian* dan *adaptive kernel Bisquare*.

Beberapa penelitian yang menggunakan metode *Geographically Weighted Regression* diantaranya penelitian yang dilakukan oleh Agustina MF dkk (2015) yang menggunakan GWR untuk penelitian pada tingkat kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah. Penelitian oleh Susanti DS dkk (2016) menggunakan GWR dengan fungsi pembobot *adaptive kernel Gaussian* dan *adaptive kernel Bisquare* untuk pemodelan tingkat kesejahteraan penduduk Provinsi Kalimantan Selatan. Penelitian oleh Pratiwi YD dkk (2019) menggunakan GWR dengan fungsi pembobot *fixed kernel Gaussian* dan *adaptive kernel Gaussian* untuk pemodelan Regresi Spasial.

Fungsi pembobot yang terlibat dalam proses analisis GWR ini adalah fungsi pembobot *adaptive kernel Gaussian* dan *adaptive kernel bisquare*. Fungsi ini memiliki bandwidth yang berbeda pada setiap lokasi pengamatan karena kemampuan fungsi *adaptive kernel* dapat disesuaikan dengan kondisi titik-titik amatan (Wheeler dan Paez, 2010). Perbedaan fungsi *adaptive kernel Gaussian* dan *adaptive kernel Bisquare* yaitu pada fungsi *bisquare* cenderung tidak memperhatikan lagi wilayah yang berada diluar bandwidthnya, sedangkan fungsi *Gaussian* masih memperhatikan wilayah lain yang berada diluar bandwidthnya karena bandwidth hanya menyatakan pengaruh besar jika wilayah lain ada didalam area bandwidth dan pengaruh kecil jika diluar. Berdasarkan uraian diatas maka penulis sangat tertarik untuk melakukan penelitian mengenai tingkat pengangguran terbuka di Pulau Papua tahun 2020 menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan fungsi pembobot *adaptive kernel Gaussian* dan *adaptive kernel Bisquare* untuk memperoleh model yang mampu menggambarkan hubungan antara variabel independen dan variabel dependen (Y) di Pulau Papua dengan lebih baik.

2. Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersifat sekunder yang bersumber dari website Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Papua dan Provinsi Papua Barat dari publikasi tahun 2021 (<https://papua.bps.go.id> dan <https://papuabarot.bps.go.id>). Variabel dependen adalah Tingkat Pengangguran Terbuka (Y) dan variabel independen adalah Indeks Pembangunan Manusia (X1) dan PDRB Perkapita (X2). Metode analisis pada penelitian ini diawali dengan analisis deskriptif dan peta tematik, selanjutnya melakukan analisis regresi berganda. Dalam regresi berganda seluruh variabel

bebas dimasukkan kedalam perhitungan regresi serentak. Dengan demikian diperoleh persamaan regresi guna memprediksi variabel terikat dengan memasukkan secara serentak serangkaian variabel bebas. Dalam persamaan regresi dihasilkan konstanta dan koefisien regresi bagi masing-masing variabel bebas (Wisudaningsi dkk, 2019). Bentuk umum model regresi linier berganda dengan variabel dependen (Y) dan variabel independen X_1, X_2, \dots, X_p ditulis sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \dots + \beta_p X_{pi} + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.1)$$

dengan:

i : 1, 2, 3, ... , n (banyak observasi populasi)

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$: koefisien parameter regresi

X : variabel bebas atau independen

ε_i : kesalahan acak (error term)

2.1 Uji Simultan

Menurut Widarnojo (2010) dalam Pamungkas dkk (2016) uji simultan atau *uji F* berfungsi untuk mengevaluasi pengaruh semua variabel independen terhadap variabel dependen. Uji simultan bisa dijelaskan dengan analisis varian (ANOVA) pada Tabel 1. Berikut hipotesis untuk simultan:

1) Hipotesis

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_p = 0$ (tidak ada hubungan linear antara variabel independen dan variabel dependen atau model tidak sesuai).

H_1 : minimal ada satu $\beta_k \neq 0, k = 1, 2, 3, \dots, p$ (ada hubungan linear antara variabel independen dengan variabel dependen atau model sesuai).

2) Taraf signifikansi = α

Derajat bebas : $db_1 = (k)$ dan $db_2 = (n \times k - 1)$

Berdasarkan tabel distribusi, daerah kritis atau F_{tabel} adalah F_{α, db_1, db_2}

3) Kriteria pengujian

H_0 : ditolak, apabila $F_{hitung} > F_{\alpha:(db_1, db_2)}$

4) Statistik uji

Statistik uji yang digunakan adalah uji *F* dengan menganalisis varians seperti pada Tabel 1:

Tabel 1. Tabel ANOVA

Sumber variansi	Sum square	d.b	Mean square	F_{hitung}
Regresi	$\hat{\beta}^T X^T Y$	k	SSR/k	MSR/MSE
Error	$y^T y - \hat{\beta}^T X^T Y$	$n-k-1$	$SSE/n-k-1$	
Sumber Variansi	Sum Square	d.b	Mean square	F_{hitung}
Total	$y^T y$	$n-1$		

Keterangan:

MSR: Mean Square Regression

MSE: Mean Square Error

n: Jumlah sampel

k: Jumlah variabel independen

Pada Tabel 1 dapat dilihat untuk menguji hipotesis digunakan statistik pengujian

$F_{hitung} = \frac{MSR}{MSE}$, jika $\beta_1 = 0$ maka semua y_i mempunyai mean $\mu = \beta_0$ dan variansi sama σ^2 .

$\frac{SSR}{\sigma^2}$ berdistribusi chi-kuadrat independent sehingga F_{hitung} berdistribusi F .

5) Kesimpulan

Jika H_0 ditolak maka ada hubungan linier antara variabel independen dengan variabel dependen (model sesuai).

2.2 Uji Parsial

Uji parsial atau uji t berfungsi untuk memperlihatkan seberapa jauh pengaruh satu variabel independen secara individual dalam menerangkan variansi variabel dependen atau untuk melihat variabel independen mana saja yang berpengaruh terhadap variabel dependen. Hipotesis yang di uji adalah:

1) Hipotesis

$H_0 : \beta_k = 0, k = 1, 2, \dots, p$ (variable X_k tidak berpengaruh terhadap variabel dependen).

$H_1 : \beta_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, p$ (variable X_k berpengaruh terhadap variabel dependen).

2) Taraf signifikansi: $\alpha/2$

Derajat bebas = $n-k-1$

Berdasarkan tabel distribusi, daerah kritis atau t tabel adalah $t_{(\frac{\alpha}{2}, n-k-1)}$

3) Kriteria pengujian

H_0 ditolak apabila $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ pengambilan keputusan juga dapat melalui P_{value} , H_0 ditolak jika $P_{value} < \alpha$

4) Statistik uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_i}{\sqrt{SE^2(\hat{\beta}_i)}}$$

dengan $R^2(\beta_k)$ didapatkan dari

$$S^2(\hat{\beta}) = MSE(X^T X)^{-1}$$

Salah satu alasan dibuat anggapan ε_1 berdistribusi normal adalah karena dalam estimasi dan pengujian digunakan distribusi t .

5) Kesimpulan

Jika H_0 ditolak maka variabel X_i berpengaruh terhadap variabel dependen.

2.3 Uji Asumsi Klasik

Dalam penelitian ini, untuk menganalisis data digunakan analisis regresi linier berganda. Adapun asumsi-asumsi yang dipenuhi yaitu asumsi normalitas, autokorelasi, multikolinearitas, dan heteroskedastisitas (Sari dkk, 2020).

2.4 Statistika Spasial

Statistika spasial adalah metode statistika yang digunakan untuk menganalisis data spasial. Data spasial merupakan data yang memuat adanya informasi lokasi atau geografis suatu wilayah. Data spasial dapat berupa informasi mengenai lokasi geografi seperti letak garis lintang dan garis bujur dari masing-masing wilayah dan perbatasan antar daerah. Secara sederhana data spasial dinyatakan sebagai informasi alamat. Dengan demikian pendekatan analisis statistika spasial biasa disajikan dalam bentuk peta tematik. Untuk menganalisis data spasial maka digunakan analisis spasial (Wuryandari dkk, 2014). Menurut Kosfeld dalam (Wuryandari dkk, 2014), hal yang sangat penting dalam analisis spasial adalah matriks pembobot spasial. Menurut Kosfeld, informasi lokasi dapat diketahui dari dua sumber, yaitu: hubungan ketetanggaan (*neighborhood*), dan jarak (*distance*).

a. Matriks Keterkaitan Spasial

Bentuk umum matriks pembobot spasial (W) adalah (Sanusi dkk, 2018):

$$W = \begin{pmatrix} W_{11} & W_{12} & \dots & W_{1n} \\ W_{21} & W_{22} & \dots & W_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{n1} & W_{n2} & \dots & W_{nn} \end{pmatrix}$$

Elemen-elemen dari W diatas adalah W_{ij} dengan i adalah baris pada elemen W dan j adalah kolom pada elemen W dan merupakan wilayah disekitar lokasi pengamatan i . Elemen W diatas dapat memiliki dua nilai yaitu 0 dan 1. Dimana nilai $W_{ij} = 1$ untuk wilayah yang berdekatan dengan lokasi pengamatan, sedangkan nilai $W_{ij} = 0$ untuk wilayah yang tidak berdekatan dengan lokasi pengamatan.

b. Pengujian Efek Data Spasial

Pengujian efek spasial dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat efek spasial pada model yang diteliti. Pengujian ini menggunakan metode *Moran's I* untuk menguji dependen spasial dan metode *Breuch Pagan* untuk menguji heterogenitas spasial.

1. *Morans'I*

Hipotesis yang digunakan untuk *Morans'I* adalah sebagai berikut :

$$H_0 : I = 0 \text{ (tidak ada dependensi spasial)}$$

$$H_1 : I \neq 0 \text{ (ada dependen spasial)}$$

Statistik uji yang digunakan sebagai berikut :

$$Z_{hitung} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{var(I)}} \approx N(0,1)$$

Pengujian menolak hipotesis nol apabila $|Z_{hitung}| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$ yang ada dependensi spasial.

2. Pengujian Heterogenitas Spasial (Uji *Breusch Pagan*)

Menurut (Charlton & Fotheringham, 2002) dalam (Tizona A. R., dkk, 2017) asumsi *homogeneity* merupakan salah satu asumsi yang digunakan pada model regresi global, yang berarti bahwa hubungan dalam pemodelan adalah sama di setiap lokasi pengamatan dimana data diambil. Namun tingkat pengangguran terbuka (TPT) pada kabupaten/kota di Pulau Papua tentu memiliki karakteristik yang berbeda-beda, melihat lokasi geografis, potensi wilayah, keadaan sosial budaya maupun hal-hal lain yang menjadi latar belakang, sehingga muncul heterogenitas spasial. Salah satu dampak yang ditimbulkan dari munculnya heterogenitas spasial adalah parameter regresi bervariasi secara parsial.

Hipotesis yang digunakan untuk uji *Breusch Pagan* yaitu:

H_0 : Tidak terdapat heterogenitas spasial

H_1 : Terdapat heterogenitas spasial

Statistik uji yang digunakan yaitu:

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T f x^2_{\alpha,k}$$

Pengujian menolak hipotesis nol Jika $BP > x^2_{\alpha,k}$ atau $P_{value} < \alpha$, dimana terdapat heterogenitas spasial.

2.5 Geographically Weighted Regression (GWR)

GWR merupakan salah satu model pada metode statistika spasial, model ini digunakan ketika data spasial memiliki efek spasial (dependensi spasial dan heterogenitas spasial). Data spasial merupakan data yang memuat informasi tentang attribute dan informasi atau lokasi (Maulani, 2013). Ketika analisis regresi linier digunakan untuk menganalisis data spasial yang terindikasi efek spasial, maka dapat menyebabkan kesimpulan kurang akurat karena asumsi residual yaitu homogenitas tidak terpenuhi. Sehingga model yang tepat untuk mengatasi efek spasial tersebut adalah model GWR. Model umum untuk GWR dapat ditulis (Safitri dkk, 2021):

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i ; i = 1, 2, 3, \dots, n$$

dengan:

y_i : variabel dependen pada titik lokasi ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$).

x_{ik} : variabel independen ke- k pada titik lokasi pengamatan ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$).

$\beta_0(u_i, v_i)$: konstanta pada pengamatan ke- i .

$\beta_k(u_i, v_i)$: koefisien regresi ke- k pada titik lokasi pengamatan ke- i .

(u_i, v_i) : koordinat longititude dan latitude dari titik lokasi ke- i pada suatu lokasi geografis.

ε_i : eror yang diasumsikan identik, independen, dan berdistribusi normal dengan mean nol dan

varians σ^2 .

2.5.1 Pemilihan Bandwidth

Dalam fungsi pembobot kernel, terdapat koefisien kunci yaitu bandwidth. Bandwidth dapat mengendalikan ukuran kernel. Kernel mana yang dipilih sebagian besar tergantung pada bentuk spasial. Bandwidth ditentukan berdasarkan letak geografi dengan menggunakan metode optimasi numerik. Bandwidth dapat dianalogikan sebagai radius(h) suatu lingkaran, sehingga sebuah titik lokasi pengamatan yang berada dalam radius lingkaran masih dianggap berpengaruh dalam membentuk parameter di titik lokasi pengamatan ke- i . pemilihan bandwidth optimum merupakan hal yang sangat penting karena akan mempengaruhi hasil yang diperoleh dari GWR. Menurut (Fotheringham dkk. 2002) dalam (Ramadayani dkk. 2022) terdapat beberapa metode penentuan bandwidth optimum, salah satunya yaitu metode Cross Validation (CV). Berikut persamaan CV secara matematis:

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

keterangan:

$\hat{y}_{\neq i}(b)$: nilai dugaan y_i dengan pengamatan dilokasi (u_i, v_i) dihilangkan dari proses prediksi.

2.5.2 Pemilihan Pembobot (*Weighted*)

Peran pembobot dalam GWR merupakan aspek penting dimana pembobot tersebut bergantung pada jarak antara titik lokasi pengamatan. Pembobot berupa matriks diagonal dimana elemen-elemen diagonalnya merupakan sebuah fungsi pembobot dari setiap titik lokasi pengamatan. Fungsi dari matriks pembobot adalah untuk menentukan atau menaksir parameter yang berbeda pada setiap titik lokasi pengamatan. Hubungan kedekatan antar lokasi dinyatakan dalam suatu matriks pembobot spasial W dengan elemen-elemennya W_{ij} . Jenis pembobot yang digunakan untuk data titik yaitu dengan pembobot jarak (*distance*) yang diperoleh dari koordinat *latitude* dan *longitude* suatu titik. Besarnya pembobot untuk tiap lokasi yang berbeda dapat ditentukan dengan menggunakan fungsi kernel (*kernel function*). Fungsi kernel memberikan pembobot sesuai *bandwidth* optimum yang nilainya bergantung pada kondisi data. Fungsi kernel digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWR jika fungsi jarak (W_{ij}) adalah fungsi yang kontinu (Chasco, Gracia, & Vicéns, 2007) dalam (Kurniawati 2016). Terdapat dua jenis fungsi kernel yaitu *fixed* kernel dan *adaptive* kernel. Bila titik-titik lokasi pengamatan tersebar secara padat disekitar lokasi pengamatan ke- i maka *bandwidth* yang diperoleh relatif sempit. Sebaliknya jika titik-titik lokasi pengamatan memiliki jarak yang relatif jauh dari lokasi pengamatan ke- i maka *bandwidth* yang diperoleh semakin luas (Dwinata, 2012). Dua fungsi kernel adaptif yang digunakan dalam GWR adalah fungsi kernel adaptif *Gaussian* dan fungsi kernel adaptif *Bi-square*.

1. Pembobot Adaptive Kernel Gaussian.

Menurut Leung, Mei dan Zhang (2000) dalam (Tizona A. R., dkk, 2017) dalam analisis spasial, suatu pengamatan yang berdekatan dengan lokasi i diasumsikan lebih berpengaruh dalam pendugaan parameter daripada pengamatan yang lebih jauh. Persamaan pembobot adaptive kernel Gaussian yaitu:

$$W_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(d_{ij}/h_{i(q)}\right)^2\right)$$

dengan:

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

adalah jarak Euclidean antara lokasi (u_i, v_i) dengan lokasi (u_j, v_j)

h_i = nilai bandwidth optimum pada tiap lokasi

keterangan:

d_{ij} : Jarak Euclidean antara titik lokasi ke-i terhadap titik pengamatan ke-j.

h_i : Lebar bandwidth pada lokasi pengamatan ke-i.

u untuk longitude dan v untuk latitude

2. Pembobot Adaptive Kernel Bisquare

Bandwidth merupakan jarak terjauh suatu titik dengan radius b dari titik pusat lokasi yang digunakan sebagai dasar menentukan bobot setiap pengamatan terhadap model regresi pada lokasi tersebut. Persamaan pembobot adaptive kernel Bisquare yaitu:

$$W_{ij} = \begin{cases} \left(1 - (d_{ij}/h_{i(q)})^2\right)^2; & d_{ij} \leq h \\ 0; & d_{ij} > h \end{cases}$$

dengan:

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

adalah jarak Euclidean antara lokasi (u_i, v_i) dengan

lokasi (u_j, v_j)

h_i = nilai bandwidth optimum pada tiap lokasi

2.5.3 Estimasi Parameter Model GWR

Lokal parameter $\beta_k(u_i, v_i)$ diestimasi menggunakan metode *Weighted Least Squares* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data tersebut diambil (Pamungkas dkk, 2016). Proses pembobotan ini mengikuti *Tobler's First Law of Geography* yaitu data yang lebih dekat dengan lokasi i akan mempunyai pengaruh yang lebih kuat dalam memprediksi parameter dilokasi $i(\beta_k(u_i, v_i))$ dibandingkan dengan data yang lebih jauh dari lokasi i . persamaan estimasi parameter model GWR yaitu:

$$\beta(i) = (X^T W(i) X)^{-1} X^T W(i) Y$$

2.5.4 Uji Parsial Model GWR

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui parameter mana saja yang berpengaruh signifikan terhadap variabel responnya secara parsial.

Hipotesis dari pengujian ini yaitu:

$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = 0$ (tidak ada pengaruh antar variabel bebas terhadap variabel terikat)

$H_1: \beta_k(u_i, v_i) \neq 0, k = 1, 2, \dots, p$ (minimal terdapat satu variabel bebas yang berpengaruh terhadap variabel terikat).

Pengujian menolak hipotesis nol $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, \frac{df}{2}}$, dengan parameter variabel bebas berpengaruh signifikan terhadap variabel terikat.

2.5.5 Pemilihan Model Terbaik

1. Koefisien Determinasi

Nilai R^2 yang mendekati nol berarti kemampuan variabel bebas dalam menjelaskan variabel tak bebas sangat terbatas sedangkan R^2 mendekati satu berarti kemampuan dari variabel bebas dalam menjelaskan variabel tak bebas sangat kuat.

2. Akaike Information Criterion

Model terbaik ditentukan berdasarkan nilai AIC terkecil (Pamungkas dkk, 2016), adapun perhitungannya sebagai berikut:

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

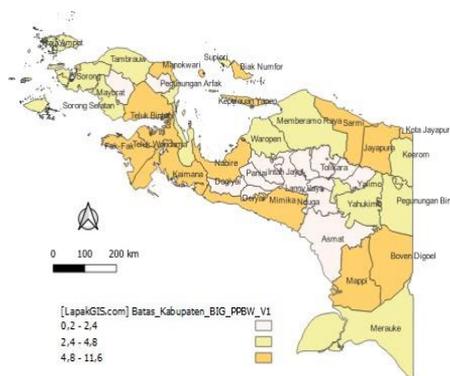
2.12) keterangan:

$\hat{\sigma}$: Nilai estimator standar deviasi dengan error hasil estimasi maksimum likelihood, yaitu

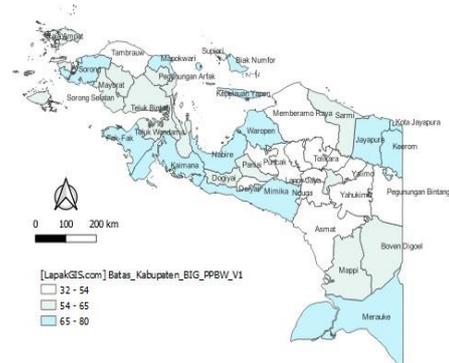
$$\hat{\sigma} = \text{al } \hat{\sigma}^2 = \frac{JKS}{n} = \frac{Y^T(I-L)^T(I-L)Y}{n}$$

L : Matriks proyeksi dengan $\hat{y} = Ly$

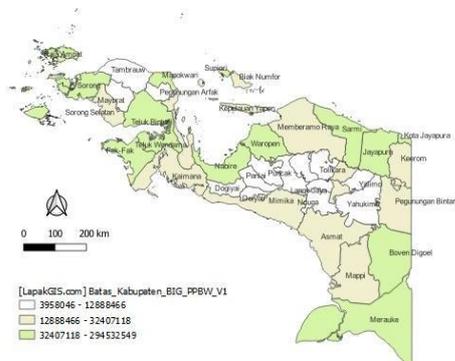
3. Hasil dan Pembahasan



Gambar 1



Gambar 2



Gambar 3

Pada Gambar 1 pengelompokan bertujuan untuk mengetahui karakteristik keberagaman persentase pada masing-masing kabupaten/kota, kelompok rendah mendeskripsikan bahwa kabupaten/kota yang masuk kedalam kelompok ini, memiliki persentase tingkat pengangguran terbuka

ke dalam kategori rendah dibandingkan kabupaten/kota lain dalam Pulau Papua. Berdasarkan gambar 1 terdapat 14 kabupaten/kota yang berada pada nilai interval 0,2% - 2,4%. Terdapat 13 kabupaten/kota berada pada nilai interval 2,4% - 4,8% dan 15 kabupaten/kota beradapada nilai interval 4,8% - 11,6%.

Pada Gambar 2 pengelompokkan bertujuan untuk mengetahui karakteristik keberagaman persentase pada masing-masing kabupaten/kota, kelompok rendah mendeskripsikan bahwa kabupaten/kota yang masuk kedalam kelompok ini, memiliki persentase Indeks Pembangunan Manusia ke dalam kategori rendah dibandingkan kabupaten/kota lain dalam Pulau Papua. Berdasarkan gambar 2 terdapat 14 kabupaten/kota yang berada pada nilai interval 32% - 54%. Terdapat 14 kabupaten/kota berada pada nilai interval 54% - 65% dan terdapat 14 kabupaten/kotaberada pada nilai interval 65% - 80%.

Pada Gambar 3 pengelompokkan bertujuan untuk mengetahui karakteristik keberagaman persentase pada masing-masing kabupaten/kota, kelompok rendah mendeskripsikan bahwa kabupaten/kota yang masuk kedalam kelompok ini, memiliki persentase PDRB Perkapita ke dalam kategori rendah dibandingkan kabupaten/kota lain dalam Pulau Papua. Berdasarkan gambar 3 terdapat 14 kabupaten/kota yang berada pada nilai interval 3958046 – 12888466. Terdapat 14 kabupaten/kota berada pada nilai interval 12888466 – 32407118 dan terdapat 14 kabupaten/kota berada pada nilai interval 32407118 – 294532549.

3.1 Analisis Regresi Linier Berganda

Tabel 2. Hasil Estimasi Parameter

Variabel	Estimate	R-square	F _{hitung}
Intercept	-9.601	0,6383	34,42
X1	0,2261		
X2	1.388 x10 ⁻⁸		

Dari tabel Nilai R^2 atau koefisien determinasi adalah 0.6383 artinya bahwa variasi variabel Y (Tingkat pengangguran Terbuka) sebesar 63.83% mampu dijelaskan oleh variasi variabel X1 (Indeks Pembangunan Manusia), dan X2 (PDRB Perkapita) dan sisanya sebesar 36,17% dipengaruhi oleh variabel lain. Model regresi yang dihasilkan mempunyai nilai R^2 kecil sehinggadimungkinkan ada faktor lain diantaranya diduga adanya pengaruh lokasi sehingga penelitian iniperlu dilakukan analisis spasial dan perlu dilanjutkan dengan menggunakan GWR.

Pengujian Signifikansi Parameter Regresi Linear

1. Uji Serentak

Pada uji serentak diperoleh nilai $F_{hitung} = 34,42$ dan $F_{0,05(3,42-3-1)} = 2,85$, sehingga nilai F_{hitung} lebih besar dari nilai $F_{0,05(3,42-3-1)}$ atau nilai $P_{value} = 2,438 \times 10^{-9} < \alpha = 0,05$ maka H_0 ditolak yang berarti bahwa Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) bersama-sama berpengaruh dalam minimal satu peubah penjelas ke-1 dan ke-2.

2. Uji Parsial

Tabel 3. Nilai Uji Parsial

Variabel	Estimasi	Std. Error	T _{hitung}	P_value
X1	0,2261	3.257x 10 ⁻²	6.942	2.58 x 10 ⁻⁸
X2	1.388x 10 ⁻⁸	7.545x 10 ⁻⁹	1.840	0.0734

Berdasarkan table diatas dapat disimpulkan T_{hitung} :

- Untuk variabel X1 diperoleh $T_{hitung} = 6.942$, karena nilai $|T_{hitung}| = 6.942 > t_{(0,025,38)} = 2,02$ maka H_0 ditolak yang berarti bahwa variabel Indeks Pembangunan Manusia (X1) berpengaruh signifikan terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka (berdasarkan nilai P_value dapat dilihat bahwa nilai $P_value (2.58 \times 10^{-8}) > \alpha(0.05)$).
- Variabel X2 diperoleh $T_{hitung} = 1.840$. Karena nilai $|T_{hitung}| = 1.840 < t_{(0,025,38)} = 2.02$ atau nilai $P_value > 0,05$, maka H_0 tidak ditolak yang artinya bahwa variabel X2 tidak berpengaruh signifikan terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka.

3.2 Pengujian Efek Spasial

1. Uji Dependensi Spasial

Tabel 4. Nilai Indeks Moran's (I), E(I) dan P_value

Variabel	Moran's I	E(I)	P_value
Y	0,1437	-0,0250	0,1353
X1	0,2530	-0,0250	0,0135
X2	-0,0460	-0,0250	0,7187

- Untuk variabel tingkat pengangguran terbuka (TPT) mempunyai nilai $P_value = 0,1353$ maka H_0 tidak ditolak. Nilai $P_value > \alpha$ sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa tidak terdapat dependensi spasial pada variabel tingkat pengangguran terbuka (Y).
- Untuk variabel indeks pembangunan manusia (IPM) mempunyai nilai $P_value = 0,0135 < \alpha = 0,05$ maka H_0 ditolak, sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa terdapat dependensi spasial atau autokorelasi antar lokasi.
- Untuk variabel PDRB Perkapita mempunyai nilai $P_value = 0,7187 > \alpha = 0,05$ maka H_0 tidak ditolak sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa tidak terdapat dependensi spasial atau autokorelasi antar lokasi pada variabel indeks pembangunan manusia (X1).

Terdapat dependensi spasial yang berarti bahwa ada korelasi spasial pada faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran terbuka (TPT) atau ada ketergantungan lokasi satu dengan lokasi lain.

2. Uji Heterogenitas Spasial (Uji *Breusch Pagan*)

Tabel 5. Hasil Uji *Breusch Pagan*

Keterangan	Nilai
BP	1,1333
P_value	0,5674

Dapat dilihat pada Tabel 5 bahwa nilai $BP = 1,1333 < \chi^2_{0,05,2} = 5,99146$ atau $P_value = 0,5674 \geq \alpha$ maka H_0 tidak ditolak, yang artinya bahwa tidak terdapat heterogenitas spasial.

3.1 Pemodelan GWR Dengan Pembobot *Adaptive Kernel Gaussian*

Pembentukan matriks pembobot *adaptive kernel Gaussian* untuk kabupaten Asmat dilakukan dengan menggunakan persamaan 2.9 sesuai dengan nilai bandwidth optimum yang dimiliki kabupaten Asmat, yaitu:

$$W_{Asmat} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{0}{2,333204}\right)^2\right) = 1$$

Kabupaten Biak Numfor

$$W_{Biak\ Numfor} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{5,11070}{2,98942}\right)^2\right) = 0,2319$$

Begitu juga dengan kabupaten/kota lain, fungsi atau persamaan bobot diagonal untuk matriks pembobot setiap kabupaten/kota akan berubah sesuai dengan nilai bandwidth optimum masing-masing kabupaten/kota.

3.3.1 Estimasi Model GWR Menggunakan Matriks Pembobot Adaptive kernel Gaussian.

$$\hat{\beta}_{(Asmat)} = \begin{bmatrix} -5,754275 \\ 0,14850210 \\ 4,832565 \times 10^{-8} \end{bmatrix}$$

Estimator model lokal (GWR) kabupaten Asmat yang terbentuk adalah:

$$\hat{Y}_{ASMAT} = -5,754275 + 0,14850210X_1 + 4,832565 \times 10^{-8}X_2$$

Persamaan model GWR untuk kabupaten Asmat menjelaskan bahwa:

- 1) Konstanta bernilai negative $-5,754275$, ini berarti bila seluruh variabel bebas dianggap konstan pada angka 0.
- 2) Koefisien X_1 sebesar $0,14850210$ artinya setiap penambahan satu satuan dan variabel lain dianggap tetap maka nilai X_1 akan menambah nilai Y sebesar $0,14850210$.
- 3) Koefisien X_2 sebesar $4,832565 \times 10^{-8}$ artinya setiap penambahan satu satuan dan variabel lain dianggap tetap maka nilai X_2 akan menambah nilai Y sebesar $4,832565 \times 10^{-8}$.

3.3.2 Pengujian Signifikansi Parameter Model GWR

Diperoleh $\frac{\delta_1^2}{\delta_2} = 35,70 = 36$ atau nilai $t_{tabel} = t_{0,05;36} = 1,6883$ nya bahwa variable indeks pembangunan manusia (X_1) signifikan berpengaruh terhadap tingkat pengangguran terbuka (Y) yang terletak pada 37 kabupaten/kota di Pulau Papua tahun 2020. Sedangkan untuk variabel PDRB Perkapita signifikan berpengaruh terhadap tingkat pengangguran terbuka (Y) yang terletak pada 36 kabupaten/kota di Pulau Papua tahun 2020.



Gambar 1



Gambar 2

Gambar 1 menunjukkan bahwa daerah yang signifikan dengan variabel indeks pembangunan manusia (X_1) dan untuk lokasi yang signifikan dengan alpha 10% ditandai dengan warna kuning dan warna putih untuk yang tidak signifikan. Pada gambar 1 terdapat 37 kabupaten yang signifikan ditandai dengan warna kuning dan 5 kabupaten/kota lainnya tidak signifikan ditandai dengan warna putih.

Gambar 2 menunjukkan bahwa daerah yang signifikan dengan variabel PDRB Perkapita (X_2) dan

untuk lokasi yang signifikan dengan alpha 10% ditandai dengan warna hijau dan warna putihuntuk yang tidak signifikan. Pada gambar 1 terdapat 36 kabupaten yang signifikan ditandai dengan warna kuning dan 6 kabupaten/kota lainnya tidak signifikan ditandai dengan warna putih.

3.2 Pemodelan GWR Dengan Pembobot *Adaptive Kernel Bisquare*

Pembentukan matriks pembobot adaptive kernel Gaussian untuk kabupaten Asmat dilakukan dengan menggunakan persamaan 2.10 sesuai dengan nilai bandwidth optimum yang dimiliki kabupaten Asmat, yaitu:

$$W_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{1,1}}{2,587171}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq 2,587171 \\ 0 & \text{jika } d_{ij} > 2,587171 \end{cases}$$

$$= \left(1 - \left(\frac{0}{2,587171}\right)^2\right)^2$$

$$= 1$$

karena nilai $d_{1,1} < 2,587171$, maka $W_{1,1} = 1$

Kabupaten Biak Numfor:

$$W_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{1,2}}{3,152536}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq 3,152536 \\ 0 & \text{jika } d_{ij} > 3,152536 \end{cases}$$

$$= \left(1 - \left(\frac{5,11070}{3,152536}\right)^2\right)^2$$

$$= 0$$

karena $d_{1,2} (5,11070) > 3,152536$ maka $W_{1,2} = 0$

Begitu juga dengan kabupaten/kota lain, fungsi atau persamaan bobot diagonal untuk matriks pembobot setiap kabupaten/kota akan berubah sesuai dengan nilai bandwidth optimum masing-masing kabupaten/kota.

3.4.1 Estimasi Model GWR Menggunakan Matriks Pembobot *Adaptive Kernel Bisquare*

$$\hat{\beta}_{(Asmat)} = \begin{bmatrix} -3,38115307 \\ 0,094758 \\ 1,170500 \times 10^7 \end{bmatrix}$$

Estimator model lokal (GWR) kabupaten Asmat yang terbentuk adalah:

$$\hat{Y}_{ASMAT} = -3,38115307 + 0,094758 X_1 + 1,170500 \times 10^{-7} X_2$$

Persamaan untuk model GWR kabupaten Asmat menjelaskan bahwa:

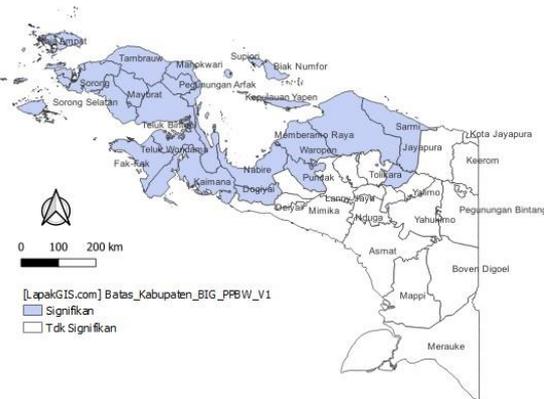
- 1) Konstanta bernilai negatif $-3,38115307$, ini berarti bila seluruh variabel bebas dianggap konstan pada angka 0.
- 2) Koefisien X_1 sebesar $0,094758806$ artinya setiap penambahan satu satuan dan variabel lain dianggap tetap maka nilai X_1 akan menambah nilai Y sebesar $0,094758806$.

Koefisien X_2 sebesar $1,170500 \times 10^{-7}$ artinya setiap penambahan satu satuan dan variabel lain

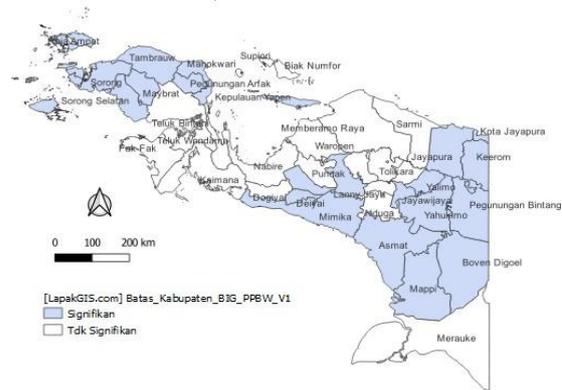
dianggap tetap maka nilai X2 akan menambah nilai y sebesar $1,170500 \times 10^{-7}$.

3.4.2 Pengujian Signifikansi Parameter

Diperoleh $\frac{\delta_1^2}{\delta_2^2} = 27,19$ atau nilai $t_{tabel} = t_{0,05;27} = 1,70329$ inya bahwa dengan alpha 10% variabel indeks pembangunan manusia (X1) signifikan berpengaruh terhadap tingkat pengangguran terbuka (Y) yang terletak di 23 kabupaten/kota di Pulau Papua tahun 2020. Sedangkan untuk variabel PDRB Perkapita dengan alpha 10% signifikan berpengaruh terhadap tingkat pengangguran terbuka (Y) yang terletak di 23 kabupaten/kota di Pulau Papua tahun 2020.



Gambar 1



Gambar 2

Gambar 1 menunjukkan bahwa daerah yang signifikan dengan variabel indeks pembangunan manusia (X1) dan untuk lokasi yang signifikan dengan alpha 10% ditandai dengan warna biru dan warna putih untuk yang tidak signifikan. Pada gambar 1 terdapat 23 kabupaten/kota yang signifikan ditandai dengan warna biru dan 19 kabupaten/kota lainnya tidak signifikan ditandaidengan warna putih.

Gambar 2 menunjukkan bahwa daerah yang signifikan dengan variabel PDRB Perkapita (X2) dan untuk lokasi yang signifikan dengan alpha 10% ditandai dengan warna biru dan warna putih untuk yang tidak signifikan. Pada gambar 1 terdapat 23 kabupaten yang signifikan ditandai dengan warna biru dan 19 kabupaten/kota lainnya tidak signifikan ditandai dengan warna putih.

3.5 Pemilihan Model Terbaik Antara Model GWR Dengan Fungsi Pembobot Adaptif Kernel Gaussian dan Adaptif Kernel Bisquare Pada Tingkat Pegangguran Terbuka diPulau Papua Tahun 2020

Pada hasil pengolahan menggunakan Rstudio nilai R square (R^2) untuk model adaptive kernel Gaussian kabupaten Asmat dapat menjelaskan keragaman tingkat pengangguran terbuka sebesar 0,7163338 atau 71,63%, sedangkan sisanya 28,37% dijelaskan oleh variabel lain. Pada hasil pengolahan menggunakan Rstudio nilai R square model adaptive kernel Bisquare kabupatenBiak Numfor dapat menjelaskan keragaman tingkat pengangguran terbuka sebesar 0,8620746 atau 86,20%, sedangkan sisanya 13,80% dijelaskan oleh variabel lain. Hasil output R^2 adaptive kernel Gaussian dan R^2 adaptive kernel Bisquare untuk kabupaten/kota lainnya di Pulau Papua tahun 2020:

No	R^2 adaptive kernel Gaussian	R^2 adaptive kernel Bisquare	No	R^2 adaptive kernel Gaussian	R^2 adaptive kernel Bisquare
1	0,716334	0,714251	22	0,704415	0,538116
2	0,784687	0,862075	23	0,767354	0,922006
3	0,701800	0,688031	24	0,786094	0,914402

4	0,781297	0,910751	25	0,760717	0,425745
5	0,777935	0,922138	26	0,789795	0,912159
6	0,729488	0,775147	27	0,756013	0,870578
7	0,796091	0,907493	28	0,746562	0,814516
8	0,782284	0,860882	29	0,791053	0,833134
9	0,768906	0,841674	30	0,798187	0,792815
10	0,745872	0,777273	31	0,715773	0,737486
11	0,768914	0,842793	32	0,812395	0,943575
12	0,796479	0,860299	33	0,707581	0,780122
13	0,782284	0,860882	34	0,715633	0,796070
14	0,715328	0,792559	35	0,767168	0,878138
15	0,779830	0,539874	36	0,729804	0,817832
16	0,808804	0,893712	37	0,727822	0,791202
17	0,809937	0,942253	38	0,748746	0,832382
18	0,769421	0,880526	39	0,802849	0,886115
19	0,766540	0,882475	40	0,804440	0,900031
20	0,700574	0,647868	41	0,751688	0,810294
21	0,718642	0,812360	42	0,778106	0,852457

Selanjutnya untuk perhitungan AIC dengan pembobot adaptive kernel Gaussian diketahui nilai $\hat{\sigma} = 1.703449$ dan $tr(S) = 6,29608$ yang didapat dari hasil olah software Rstudio pada lampiran 9 dan dengan persamaan 2.21 diperoleh hasil:

$$\begin{aligned}
 AIC &= 2n \ln(\hat{\sigma}) + n \ln(2\pi) + n + tr(S) \\
 &= 2(42) \ln(1,703449) + 42 \ln(2\pi) + 42 + 6,29608 \\
 &= 170,2086
 \end{aligned}$$

Nilai AIC dengan adaptive kernel bisquare diketahui nilai $\hat{\sigma} = 1.296858$ Dan $tr(S) = 14,80121$ yang didapat dari hasil olah software Rstudio pada lampiran 13 diperoleh hasil:

$$\begin{aligned}
 AIC &= 2n \ln(\hat{\sigma}) + n \ln(2\pi) + n + tr(S) \\
 &= 2(42) \ln(1,296858) + 42 \ln(2\pi) + 42 + 14,80121 \\
 &= 155.8061
 \end{aligned}$$

Dari hasil R^2 dan AIC dengan kedua pembobot adaptive kernel diatas dapat disimpulkan pada Tabel 4.20 berikut ini:

Tabel 6. Pemilihan Model Terbaik

Model	R^2	AIC
Regresi Global	0,6383	184,0035
GWR adaptive kernel Gaussian	0,7286654	170,2299
GWR adaptive kernel Bisquare	0,8427351	155.8274

Berdasarkan tabel 4.20 dapat diketahui bahwa nilai R^2 yang lebih besar yaitu yang dihasilkan oleh model GWR dengan fungsi pembobot adaptive kernel bisquare sebesar 0,8427351 dibandingkan dengan model GWR dengan fungsi pembobot adaptive kernel Gaussian sebesar 0,7286654 dan regresi global sebesar 0,6383. Untuk nilai AIC yang dihasilkan oleh model GWR dengan fungsi pembobot adaptive kernel bisquare mempunyai nilai terkecil yaitu sebesar 155.8274 lebih kecil dibandingkan dengan model GWR dengan fungsi pembobot adaptive kernel Gaussian sebesar 170,2299 dan model global sebesar 184,0035, sehingga dapat disimpulkan bahwa model GWR dengan fungsi pembobot adaptive kernel bisquare lebih baik digunakan untuk membentuk pemodelan tingkat pengangguran terbuka pada kabupaten / kota di Pulau Papua tahun 2020 terhadap faktor-faktor yang mempengaruhinya.

4. Kesimpulan

Analisis deskriptif menunjukkan bahwa Persentase tingkat pengangguran terbuka di Pulau Papua tahun 2020 mengalami peningkatan dari tahun sebelumnya dengan persentase tingkat pengangguran tertinggi sebesar 4,8% - 11,6%. dan persentase tingkat pengangguran terendah sebesar 0,2% - 2,4%. Hasil pengujian efek spasial untuk metode dependensi spasial (*Moran's I*) diperoleh hasil bahwa terdapat autokorelasi spasial pada variabel indeks pembangunan manusia (X1) di kabupaten/kota Pulau Papua. Penerapan model GWR untuk mengetahui seberapa besar pengaruh variabel indeks pembangunan manusia (X1) dan PDRB perkapita (X2) terhadap variabel tingkat pengangguran terbuka (Y).

Dari hasil estimasi GWR menggunakan matriks pembobot adaptive kernel Gaussian diperoleh hasil estimasi parameter setiap lokasi berbeda-beda. Nilai minimum estimasi parameter untuk intercept sebesar -16,490 dan nilai maksimum estimasi parameter untuk intercept sebesar -2,539. Nilai minimum estimasi parameter untuk indeks pembangunan manusia (X1) sebesar 0,06724 dan nilai maksimum estimasi parameter sebesar 0,33284. Nilai minimum seluruh kabupaten memiliki nilai estimasi parameter yang positif. Hal ini menunjukkan bahwa IPM dan PDRB perkapita memiliki pola pengaruh sebanding terhadap tingkat pengangguran terbuka dimana semakin tinggi IPM dan PDRB perkapita maka semakin tinggi pula tingkat pengangguran terbuka. Variabel indeks pembangunan manusia dengan taraf signifikansi 10 % berpengaruh terhadap 37 kabupaten/kota di Pulau Papua tahun 2020 sedangkan untuk variabel PDRB perkapita sebanyak 36 kabupaten/kota yang signifikan di Pulau Papua tahun 2020.

Dari hasil estimasi GWR menggunakan matriks pembobot adaptive kernel bisquare memiliki nilai minimum estimasi parameter untuk intercept sebesar -30,298 dan nilai maksimum estimasi parameter sebesar 2,519. Nilai minimum estimasi parameter untuk indeks pembangunan manusia (X1) sebesar -0,009012 dan nilai maksimum estimasi parameter sebesar 0,566812. Begitu pula untuk variabel PDRB Perkapita (X2) memiliki nilai minimum sebesar $-2,062 \times 10^{-8}$ dan nilai maksimum sebesar $1,638 \times 10^{-7}$. Nilai estimasi parameter ada yang positif dan negatif. Hal ini menunjukkan bahwa IPM dan PDRB perkapita memiliki pola pengaruh yang berbeda-beda terhadap tingkat pengangguran terbuka di setiap lokasi. Variabel indeks pembangunan manusia dengan taraf signifikansi 10 % berpengaruh terhadap 23 kabupaten/kota di Pulau Papua tahun 2020 sedangkan untuk variabel PDRB perkapita sebanyak 23 kabupaten/kota yang signifikan di Pulau Papua tahun 2020.

Hasil perbandingan antara model GWR dengan fungsi pembobot *adaptive kernel Gaussian*, *adaptive kernel Bisquare* dan *regresi global* didapatkan bahwa nilai R^2 dan AIC untuk model GWR

dengan fungsi pembobot adaptive kernel Bisquare merupakan model terbaik karena mempunyai nilai R^2 terbesar yaitu 0.8427351 dan nilai AIC terkecil yaitu 155,8274.

Ucapan Terima Kasih

Penyusunan tulisan ini terdapat banyak pihak yang memberi dukungan baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih terkhususnya kepada dosen pembimbing yang senantiasa memberikan dukungan dan arahan hingga bisa terselesaikan dengan baik.

Daftar Pustaka

Agustina dkk, 2015. *Pemodelan GWR Pada Tingkat Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah*. Vol 3, No 2, Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang.

Annanduriya, S., 2017. *Perbandingan Pembobot Bisquare dan Kernel Gaussian Pada Metode Geographically Weighted Regression (GWR) Untuk Analisis Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) di Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah*.

Anjas A. M., dkk, 2019. *Penerapan Metode GWR Pada Kasus Penyakit Pneumonia di Provinsi Jawa Timur*. Vol 8 (1), Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Udayana, Bali.

Papua BPS, 2020. *Indikator Pasar Tenaga Kerja Provinsi Papua Tahun 2020*. (<https://papua.bps.go.id>).

Papua Barat, 2020. *Indikator Pasar Tenaga Kerja Provinsi Papua Tahun 2020* (<https://papuabarat.bps.go.id>).

Maulani, A., dkk, 2016. *Aplikasi Model GWR untuk Menentukan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kasus Gizi Buruk Anak Balita di Jawa Barat*, Vol. 4, No 1, Departemen Pendidikan Matematika FPMIPA UPI, Bandung.

Caraka, R. E., dkk, 2017. *Geographically Weighted Regression (GWR) Sebuah Pendekatan Regresi Geografis, Edisi Pertama*. Yogyakarta.

Faiz dkk, 2013. *Analisis Spasial Penyebaran Penyakit Demam Berdarah Denge Dengan Indeks Moran dan Geary's C (Studi kasus di Kota Semarang tahun 2011)*. Vol 2, No 1, Jurusan Statistika, Universitas Diponegoro.

Hapsery A., dkk, 2021. *Aplikasi GWR Untuk Pemetaan Faktor yang Mempengaruhi Indeks Aktivitas Literasi Membaca di Indonesia*. Vol 5, No 2, Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Adi Buana, Surabaya.

Kartika dkk, 2020. *Penggunaan Metode Geographically Weighted Regression (GWR) Untuk Mengestimasi Faktor Dominan yang Mempengaruhi Penduduk Miskin di Provinsi Jambi*. Vol 2, No 2, Program Studi Matematika, Universitas Jambi, Indonesia.

Lutfiani N., dkk, 2017. *Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) dengan Fungsi Pembobot Kernel Gaussian dan Bisquare*, Skripsi FMIPA Universitas Negeri Semarang, Semarang.

Maulana A., dkk, 2019. *Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Metode Baru Menurut Provinsi Tahun 2015 Menggunakan GWR*. Vol 2, No 1, Program Studi Statistika, Universitas Sebelas Maret, Surakarta.

Pamungkas dkk, 2016. *Perbandingan Model GWR dengan Fixed dan Adaptive Bandwidth untuk Persentase Penduduk Miskin di Jawa Tengah*. Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro, Bandung.

- Pratiwi Y. D., dkk, 2018. *Pemodelan Regresi Spasial Menggunakan Geographically Weighted Regression dengan Pembobot Fixed Gaussian Kernel dan Adaptive Kernel Bisquare*, Skripsi Universitas Negeri Semarang,
- Ramadayani dkk., 2022. “*Pemodelan Geographically Weighted Regression Menggunakan Pembobot Kernel Fixed dan Adaptive pada Kasus Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia*”, Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Jakarta, Jakarta.
- Sanusi dkk, 2018. “*Model Regresi Spasial dan Aplikasinya dalam Menganalisis Angka Putus Sekolah Usia Wajib Belajar di Provinsi Sulawesi Selatan*”. Vol 1, No 2, Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Makasar, Sulawesi Selatan.
- Safitri dkk, 2021. “*Model Geographically Weighted Regression dengan Fungsi Pembobot Adaptive dan Fixed Kernel pada Kasus Kematian Ibu di Jawa Timur*”. Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya, Malang.
- Sari dkk, 2020. “*Pengaruh Sisa Hasil Usaha pada Koperasi Menggunakan Regresi Linear Berganda*”. Jurnal MAJU, Universitas UIN Raden Intan Lampung, Bandar Lampung.
- Setyawan dkk, 2018. *Statistika Dasar*, AKPRIND PRESS, Yogyakarta.
- Siringoringo, G.R., 2017. *Penentuan Matriks Pembobot dan Bandwidth Optimum pada Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR)*. Yogyakarta: IST AKPRIND.
- Sukanto dkk, 2019. *Analisis Spasial Kemiskinan Dengan Pendekatan GWR (Studi Kasus: Kabupaten Padeklang dan Lebak)*. Vol 21, No 4, Biro Penerbit Planologi UNDIP, Semarang.
- Susanti D. S., dkk, 2016. *Pemodelan Tingkat Kesejahteraan Penduduk Provinsi Kalimantan Selatan Dengan Pendekatan Geographically Weighted Regression (GWR)*, Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Lambung Mangkurat (UNLAM), Banjarbaru.
- Tizona A. R., dkk, 2017. *Pemodelan GWR Dengan Fungsi Pembobot Adaptive Kernel Bisquare Untuk Angka Kesakitan Demam Berdarah di Kalimantan Timur Tahun 2015*. Vol 8, No1, Program Studi Statistika FMIPA, Universitas Mulawarman, Kalimantan Timur.
- Wisudaningsi dkk, 2019. “*Pengaruh Kualitas Pelayanan dan Kualitas Produk Terhadap Kepuasan Konsumen dengan Menggunakan Metode Analisis Regresi Linear Berganda*”. Vol 1, No 1, Program Studi Matematika, FMIPA, UNPAM, Tangerang Selatan.
- Wuryandari dkk, 2014, *Identifikasi Autokorelasi Spasial pada Jumlah Pengangguran di Jawa Tengah Menggunakan Indeks Moran*, Media Statistika FMIPA UNDIP, Semarang.