



Pemodelan IPM di Provinsi Bengkulu dengan Pendekatan Metode *Geographically Weighted Regression* dan *Geographically Temporally Weighted Regression*

Cinta Rizki Oktarina ¹, Jose Rizal ^{2*}, Fachri Faisal ², Qhiky Lioni Tasyah ¹ dan Stevy Cahya Pratiwi ¹

¹Departemen Statistika, FMIPA Universitas Bengkulu

²Departemen Matematika, FMIPA Universitas Bengkulu

*Correspondence: E-mail: jrizal04@unib.ac.id

ABSTRAK

Metode Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR) merupakan pengembangan dari metode Geographically Weighted Regression (GWR), yakni dengan mempertimbangkan unsur lokasi dan waktu. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan hasil estimasi terbaik antar metode GWR dan GTWR yang diterapkan pada data indeks pembangunan manusia di Provinsi Bengkulu Tahun 2018-2022. Terdapat tiga variabel yang dimodelkan, yakni tiga variabel bebas: angka harapan hidup, rata-rata lama sekolah, dan tingkat pengangguran terbuka, sedangkan variabel takbebas adalah Indeks Pembangunan Manusia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ketiga variabel bebas tersebut mempengaruhi variabel takbebas secara signifikan dan terdapat sifat heterogenitas spasial pada data yang dimodelkan. Sebagai tambahan, nilai koefisien determinasi untuk GTWR sebesar 99.98%, sedangkan untuk GWR sebesar 99.74%, jadi metode GTWR lebih baik untuk memodelkan Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Bengkulu tahun 2018-2022.

© 2024 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

ABSTRACT

The Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR) method is a development of the Geographically Weighted Regression (GWR) method, namely by considering elements of location and time. This research aims to obtain the best estimation results between the GWR and GTWR methods applied to human development index data in Bengkulu Province for 2018–2022. There are three variables modelled, namely three independent variables: life expectancy, average years of schooling, and open unemployment rate, while the dependent variable is the Human Development Index. The research results show that the three independent variables significantly influence the dependent variable and have spatial heterogeneity in the modelled data. In addition, the coefficient of determination value for GTWR is 99.98%, while for GWR it is 99.74%, so the GTWR method is better for modelling the Human Development Index in Bengkulu Province for 2018–2022.

© 2024 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima 15 Januari 2024

Direvisi 28 Februari 2024

Disetujui 17 April 2024

Tersedia online 30 April 2024

Dipublikasikan 2 Mei 2024

Kata Kunci:

Heterogenitas spasial, Indeks pembangunan manusia, Koefisien determinasi, Metode GTWR, Metode GWR.

Keywords:

Coefficient of determination, Human development index, GTWR method, GWR method, Spatial heterogeneity.

1. PENDAHULUAN

Analisis regresi merupakan studi yang menjelaskan mengenai ketergantungan satu variabel terikat terhadap satu atau lebih variabel bebas (Gogtay *et al.*, 2017). Analisis regresi dapat digunakan untuk melakukan peramalan atau prediksi terhadap suatu variabel terikat serta mengetahui pola hubungan antar dua atau lebih variabel (Mei *et al.*, 2006). Jika pengamatan yang digunakan dalam pemodelan regresi merupakan pengamatan berbasis lokasi atau wilayah, maka memiliki kemungkinan bahwa antarwilayah pengamatan memiliki ketergantungan satu sama lain. Dalam buku berjudul *Spatial econometrics: Methods and models* karya Anselin, L yang diterbitkan oleh Springer tahun 1988, diungkapkan Hukum Geografi pertama, bahwa segala sesuatu saling berhubungan satu dengan yang lainnya, tetapi sesuatu yang dekat lebih mempunyai pengaruh daripada sesuatu yang jauh. Pendapat Anselin ini diperkuat oleh Corrado & Fingleton (2012).

Pendekatan analisis regresi yang mengakomodir efek ketergantungan antarlokasi adalah regresi spasial. Bentuk lokal dari analisis regresi spasial adalah *Geographically Weighted Regression (GWR)*, yakni adanya salah satu aspek spasial yaitu sifat heterogenitas spasial merupakan syarat bisa dilakukan pemodelan data dengan menggunakan pendekatan titik dengan GWR (Fotheringham *et al.*, 1998). GWR merupakan salah satu bentuk regresi spasial dengan pembobotan berdasarkan letak geografis suatu wilayah yang diwakili oleh titik koordinat geografis untuk masing-masing wilayah. Dalam permasalahan nyata, peneliti tidak hanya dihadapkan pada kasus yang hanya perlu dilihat dari sudut pandang ketergantungan antarlokasi pengamatan atau yang memiliki efek spasial, tetapi juga dapat dihadapkan pada kasus dengan pengamatan yang mengharuskan untuk melihat pengaruh antarwaktu dalam beberapa lokasi berdekatan atau biasa disebut dengan efek spasial-temporal. Efek spasial-temporal merujuk pada perubahan atau variasi yang terjadi dalam kedua dimensi, yaitu ruang dan waktu (Liu *et al.*, 2017). Peningkatan kualitas hasil pemetaan GWR dilakukan oleh Mennis (2006) dengan memanfaatkan skema klasifikasi data.

Analisis GWR hanya mempertimbangkan ketergantungan antara satu lokasi pengamatan dengan lokasi pengamatan di sekitarnya. Model GWR menjadi kurang tepat untuk menganalisis data dengan efek spasial yang memiliki efek temporal. Sehingga dikembangkanlah sebuah metode untuk mengakomodasi data yang tidak hanya bersifat spasial namun sekaligus temporal. Metode ini dikenal dengan *Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR)* (Huang *et al.*, 2010). *Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR)* merupakan pengembangan dari metode GWR dengan mempertimbangkan unsur lokasi dan waktu. Keunggulan model GTWR adalah menghasilkan model yang bersifat lokal untuk setiap lokasi dan waktu sehingga model lebih representatif (Huang *et al.*, 2010). GTWR merupakan salah satu pengembangan dari metode *Geographically Weighted Regression (GWR)* yang mana juga merupakan pengembangan dari metode regresi linier. Perbedaan antara ketiga metode ini adalah, pada model regresi linier estimasi parameter hanya berlaku secara global, pada model GWR estimasi parameter bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan, sedangkan model GTWR estimasi parameter bersifat lokal untuk setiap lokasi dan waktu pengamatan.

Pemodelan GTWR dapat dilakukan pada banyak hal, termasuk salah satunya diterapkan oleh Wu (2020) dalam menguji relasi antara *footprint* ekologi dengan faktor-faktor pengaruh pada provinsi-provinsi di Cina. Dalam penelitian ini, penelitian dikhususkan pada pengamatan yang menggambarkan karakteristik dari permasalahan yang mewakili suatu wilayah, salah satunya adalah masalah pembangunan kemanusiaan. Keberhasilan suatu negara dapat diukur dengan indikator Indeks Pembangunan Manusia (IPM) yang baik. Oleh karena itu sumber daya manusia dan derajat hidup masyarakat harus ditingkatkan dengan melakukan

pembangunan secara global dan berkepanjangan. Badan Pusat Statistik (BPS) memiliki kepentingan dalam menghitung IPM guna mengukur capaian pembangunan manusia berbasis sejumlah komponen dasar kualitas hidup. Sebagai ukuran kualitas hidup, IPM dibangun melalui tiga dimensi dasar, yaitu kesehatan, pengetahuan dan standar hidup layak. Berdasarkan latar belakang tersebut penulis ingin mengetahui variabel-variabel yang diduga mempengaruhi secara spasial sekaligus temporal tentang Indeks Pembangunan Manusia melalui perbandingan model GWR dan GTWR dengan studi kasus, yaitu Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Bengkulu Tahun 2018-2022.

2. LITERATUR DAN METODE PENELITIAN

2.1 Deskripsi Literatur yang Digunakan

Analisis regresi merupakan studi yang menjelaskan mengenai ketergantungan satu variabel terikat (Y) terhadap satu atau lebih variabel bebas (X). Analisis regresi dapat digunakan untuk melakukan peramalan atau prediksi terhadap suatu variabel terikat serta mengetahui pola hubungan antardua atau lebih variabel. Dalam analisis regresi linier berganda diperlukan suatu metode untuk menduga parameter agar memenuhi sifat *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE). Salah satu metode estimasi parameter dalam analisis regresi adalah metode OLS (*Ordinary Least Square*). Terdapat beberapa asumsi yang harus dipenuhi dalam melakukan estimasi dengan metode kuadrat terkecil. Asumsi tersebut yaitu: data harus mengikuti sebaran normal, homoskedastisitas, tidak ada multikolinieritas dan tidak ada autokorelasi. Metode OLS dapat digunakan apabila memenuhi sifat BLUE (Gujarati, 2022). Namun jika terdapat salah satu atau lebih asumsi yang tidak terpenuhi, maka hasil estimasi yang diperoleh tidak dapat memenuhi sifat BLUE, yaitu menduga koefisien regresi (β) dengan meminimumkan kesalahan (*error*). Adapun penaksiran parameternya adalah sebagai Persamaan (1) berikut:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (1)$$

dengan $\hat{\beta}$ adalah vektor dari parameter yang diestimasi berukuran $(p + 1) \times 1$, X adalah matriks variabel prediktor berukuran $n \times (p + 1)$ dan Y adalah vektor observasi dari variabel respon yang berukuran $n \times 1$. Dalam implementasinya, data yang dimodelkan berupa data spasial. Hal ini tentu saja memerlukan penanganan yang berdeda dengan metode yang telah dijelaskan sebelumnya. Pada tulisan ini, kami mengimplemetasikan dua model untuk mengatasi hal tersebut, yakni *Geographically Weigthed Regression* (GWR) dan *Geographically and Temporally Weighted Regression* (GTWR).

Sebagai catatan, sebagian besar data yang akan ditangani dalam Sistem Informasi Geografis (SIG) merupakan data spasial yang berorientasi geografis; memiliki sistem koordinat tertentu sebagai dasar referensinya dan mempunyai dua bagian penting yang membuatnya berbeda dari data lain, yaitu informasi lokasi (spasial) dan informasi deskriptif (*attribute*) (Mei *et al.*, 2006). Informasi lokasi (spasial), berkaitan dengan suatu koordinat baik koordinat geografi (lintang dan bujur) maupun koordinat cartesian XYZ (absis, ordinat dan ketinggian), termasuk di antaranya informasi datum dan sistem proyeksi. Selanjutnya, Informasi deskriptif (atribut) atau informasi non spasial merepresentasikan suatu lokasi yang memiliki beberapa keterangan yang berkaitan. Dalam buku berjudul *Geographical Information Systems and Science* edisi 2 karya Longley *et al.* yang diterbitkan oleh John Wiley

& Sons tahun 2005, dijelaskan bahwa informasi atribut sering kali digunakan pula untuk menyatakan kualitas dari lokasi. Hal ini juga diperkuat oleh Gough (2015).

Dalam bukunya Anselin juga menyatakan bahwa perbedaan karakteristik antara satu titik lokasi pengamatan dengan titik lokasi pengamatan lainnya menyebabkan terjadinya heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial terjadi ketika sebuah variabel bebas memberikan pengaruh yang tidak sama pada lokasi atau wilayah yang berbeda (Yu *et al.*, 2007). Pengujian heterogenitas spasial dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji *Breusch Pagan* dengan hipotesisnya sebagai berikut.

$H_0: \sigma^2(u_1, v_1) = \dots = \sigma^2(u_n, v_n)$; (tidak terjadi heterogenitas spasial).

$H_1: \sigma^2(u_i, v_i) \neq \sigma^2$, untuk suatu $i = 1, 2, \dots, n$; (terjadi heterogenitas spasial).

Statistik uji yang digunakan untuk uji hipotesis tersebut adalah Uji *Breusch-Pagan* (BP), yang dapat dituliskan sebagai Persamaan (2) berikut (Breusch & Pagan, 1979):

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^t \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^t \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^t \mathbf{f} \quad (2)$$

Nilai statistik uji BP mengikuti sebaran χ^2 , sedangkan kriteria pengambilan keputusan dalam uji ini adalah tolak H_0 jika nilai BP $> \chi^2(a, k)$.

Geographically Weighed Regression (GWR) merupakan pengembangan dari kerangka regresi klasik yang menghasilkan penduga regresi model yang bersifat global menjadi regresi yang menghasilkan penduga koefisien regresi model yang bersifat lokal yang didasarkan oleh regresi nonparametrik (Fotheringham *et al.*, 1998). Model GWR menghasilkan penaksir parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi di mana data tersebut diamati. Dalam model GWR, variabel respon ditaksir dengan variabel penjelas yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi di mana data tersebut diamati. Model dari GWR dapat ditulis sebagai Persamaan (3) berikut (Liu *et al.*, 2017):

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i. \quad (3)$$

Penjelasan variabel-variabel yang digunakan pada Persamaan (3) adalah sebagai berikut:

y_i	: Peubah respon pada lokasi ke- i
x_{ik}	: Peubah penjelas ke- k pada lokasi ke- i
(u_i, v_i)	: Koordinat <i>longitude latitude</i> dari lokasi pengamatan ke- i
$\beta_0(u_i, v_i)$: Konstanta pada pengamatan ke- i
$\beta_k(u_i, v_i)$: Koefisien regresi peubah penjelas ke- k pada lokasi ke- i
ε_i	: <i>Error</i> pengamatan ke- i

Pendugaan parameter model GWR menggunakan metode *Weighed Least Square* (WLS), yaitu metode kuadrat terkecil dengan memberikan pembobot yang berbeda pada setiap titik lokasi pengamatan. Pendugaan parameter pada GWR dapat dituliskan sebagai Persamaan (4) berikut (Fotheringham *et al.*, 1998):

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \quad (4)$$

Dengan bentuk dari vektor dan matriksnya sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Y} &= \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \\
 \mathbf{X} &= \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix} \\
 \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) &= \begin{pmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \beta_p(u_i, v_i) \end{pmatrix} \\
 \mathbf{W}(u_i, v_i) &= \begin{pmatrix} w_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_{in} \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR) merupakan pengembangan dari model GWR yang mengakomodasi adanya heterogenitas spasial (lokasi) dan heterogenitas temporal (waktu) yang tidak stasioner. Model GTWR dikembangkan dari model GWR dengan menambahkan unsur waktu (temporal) (Chu *et al.*, 2018). Namun, GTWR menggabungkan unsur temporal dan spasial dengan menggunakan matriks pembobot untuk dapat mengidentifikasi keragaman spasial dan temporal (Liu *et al.*, 2017). Model GTWR untuk p peubah prediktor dengan peubah respon pada koordinat (u_i, v_i, t_i) untuk setiap pengamatan adalah sebagai Persamaan (5) berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i, t_i) = [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i, t_i) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i, t_i) \mathbf{Y} \tag{5}$$

Vektor dan matriks yang termuat pada Persamaan (5) adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Y} &= \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \\
 \mathbf{X} &= \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1q} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nq} \end{pmatrix} \\
 \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i, t_i) &= \begin{pmatrix} \beta_0(u_i, v_i, t_i) \\ \beta_1(u_i, v_i, t_i) \\ \vdots \\ \beta_q(u_i, v_i, t_i) \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

Matriks $\mathbf{W}(u_i, v_i, t_i)$ adalah matriks pembobot spasial temporal pada lokasi ke- i dan waktu ke- t yang disusun *bandwidth* spasial temporal optimum dengan metode *Cross Validation*. Pendugaan parameter pada GTWR dapat dituliskan sebagai Persamaan (6) berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i, t_i) \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i, t_i) x_{ik} + \varepsilon_i \quad (6)$$

Keterangan dari variabel-variabel yang termuat pada Persamaan (6) adalah sebagai berikut:

- y_i : Peubah respon pada lokasi ke- i
 (u_i, v_i, t_i) : Koordinat geografis dan waktu lokasi ke- i
 $\beta_0(u_i, v_i, t_i)$: Nilai *intercept* model GTWR
 ε_i : *Error* pengamatan ke- i

Dalam menghitung jarak spasial-temporal digunakan sistem koordinat *ellipsoidal* untuk mengukur kedekatan antara titik regresi dengan titik observasi yang mengelilinginya. Fungsi jarak spasial temporal terdiri dari gabungan fungsi jarak spasial dan fungsi jarak temporal. Dari fungsi jarak *euclidean* yakni $(d_{ij}^T)^2 = (t_i - t_j)^2$ dan $(d_{ij}^S)^2 = (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2$ didapatkan d_{ij} merupakan jarak antara titik i dan titik j . Adanya perbedaan skala secara spasial dan temporal maka fungsi jarak spasial-temporal dibentuk melalui kombinasi fungsi jarak spasial (d^S) dan fungsi jarak temporal (d^T). Fungsi jarak spasial-temporal ditunjukkan sebagai Persamaan (7) berikut (Liu et al., 2017):

$$(d^{ST})^2 = \lambda(d^S)^2 + \mu(d^T)^2 \quad (7)$$

Parameter λ dan μ menyatakan faktor skala penyeimbang efek yang berbeda untuk mengukur jarak spasial dan temporal. Dengan mensubstitusikan fungsi jarak *euclidean*, maka Persamaan (7) menjadi sebagai Persamaan (8) berikut:

$$(d_{ij}^{ST}) = \lambda(u_i - u_j) + (v_i - v_j) + \mu(t_i - t_j) \quad (8)$$

Misalkan τ merupakan parameter rasio $\frac{\mu}{\lambda}$ dengan $\lambda \neq 0$ maka persamaan di atas dibagi dengan λ untuk memunculkan parameter τ sehingga Persamaan (8) dapat ditulis dalam bentuk sebagai Persamaan (9) berikut:

$$\frac{(d_{ij}^{ST})^2}{\lambda} = (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2 + \tau(t_i - t_j)^2 \quad (9)$$

Parameter τ digunakan untuk memperbesar atau memperkecil efek jarak temporal terhadap efek jarak spasial. Parameter didapatkan dari metode R^2 yang optimal dengan metode iteratif melalui inisialisasi nilai τ awal. Selanjutnya, estimasi parameter μ dan λ didapatkan dengan metode iteratif berdasarkan hasil estimasi τ yang menghasilkan R^2 yang optimal (Liu et al., 2017).

2.2. Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik Provinsi Bengkulu. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah Indeks Pembangunan Manusia (Y) sebagai variabel respon dan variabel bebas yaitu Angka Harapan Hidup (X_1), Rata-Rata Lama Sekolah (X_2), Tingkat Pengangguran Terbuka (X_3) di Provinsi Bengkulu tahun 2018-2022. Berikut diuraikan secara ringkas langkah-langkah dalam pembentukan model GWR dan GTWR.

1. Melakukan analisis deskriptif dan eksplorasi data untuk mengetahui gambaran umum dari data
2. Menganalisis model regresi linier berganda
3. Melakukan analisis *Geographically Weighted Regression* dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Menentukan *bandwidth* optimum dengan menggunakan metode *Cross Validation*
 - b. Menghitung matriks pembobot geografis
 - c. Mencari estimasi parameter model GWR dengan metode *Weighted Least Square* (WLS) menggunakan Persamaan (4)
 - d. Melakukan uji kesesuaian model GWR dengan fungsi pembobot terbaik untuk melihat apakah model GWR memiliki perbedaan signifikan dengan model regresi linier berganda
 - e. Mencari t_{hitung} dari estimasi parameter setiap wilayah dan selanjutnya melakukan pengujian parameter model GWR
4. Melakukan analisis *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) dengan fungsi *adaptive karnel bisquare* dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Menghitung jarak *euclidean* pada setiap koordinat u_i , v_i dan t_i untuk setiap kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu menggunakan Persamaan (8)
 - b. Mendapatkan estimasi parameter τ optimum secara iteratif dengan membandingkan R^2
 - c. Mendapatkan estimasi parameter μ dan λ
 - d. Menentukan *bandwidth* spasial-temporal
 - e. Menghitung matriks pembobot
 - f. Pendugaan parameter model GTWR menggunakan Persamaan (6)
 - g. Melakukan pengujian parameter model GTWR secara parsial
5. Menentukan model terbaik

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis regresi metode kuadrat terkecil merupakan metode yang dilakukan untuk menaksir parameter dengan meminimumkan jumlah kuadrat residualnya. Setelah dilakukannya analisis terhadap data yang dimodelkan, didapatkan hasil estimasi parameter yang signifikan sebagaimana pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Hasil Estimasi Regresi Klasik

Parameter	Nilai Estimasi
<i>Intercept</i>	9.72
Angka Harapan Hidup (X_1)	0.55
Rata-Rata Lama Sekolah (X_2)	2.51
Tingkat Pengangguran Terbuka (X_3)	0.44
$R - Squared = 94.38\%$	

Berdasarkan Tabel 1 di atas, dapat dituliskan model regresinya sebagai berikut:

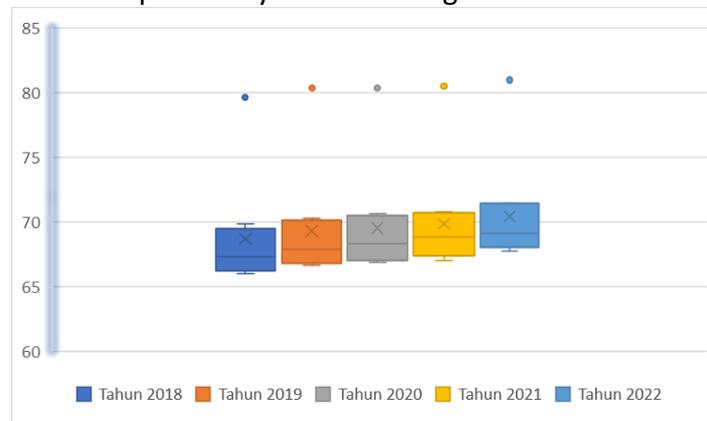
$$Y = 9.72 + 0.55X_1 + 2.51X_2 + 0.44X_3 + \varepsilon$$

dengan nilai koefisien determinasi R^2 sebesar 94.38%, yang artinya angka harapan hidup, rata-rata lama sekolah dan tingkat pengangguran terbuka mampu menjelaskan keragaman

dari Indeks Pembangunan Manusia (IPM) sebesar 94.38%. Selanjutnya dimodelkan dengan mempertimbangkan unsur spasial, dimana terlebih dahulu akan diuji heterogenitas spasial. Asumsi heterogenitas spasial menyatakan bahwa variansi dari residual (sisa) adalah konstan di setiap nilai dari variabel independen. Pengujian asumsi ini dapat dilakukan dengan memeriksa *plot* residual (sisa) terhadap *plot* nilai prediksi dan pada penelitian ini pengambilan keputusan untuk menentukan apakah antarlokasi terdapat efek spasial atau tidak. Berdasarkan pengujian heterogenitas spasial dengan $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ (Tidak terdapat heterogenitas spasial) dan H_1 : Minimal ada satu $\sigma_n^2 \neq \sigma^2$ untuk $i \neq j$ dengan $i, j = 1, 2, 3, \dots, n$ (terdapat heterogenitas spasial) diperoleh kesimpulan bahwa minimal ada satu $\sigma_n^2 \neq \sigma^2$ dengan P_{value} sebesar 0.0201 yang lebih kecil dari α sebesar 0.05 atau terdapat efek spasial antar pengamatan.

Uji keragaman temporal bertujuan untuk menilai apakah data yang digunakan menunjukkan variasi atau perubahan nilai dari waktu ke waktu. Jika terdapat homogenitas temporal, hal ini mengindikasikan bahwa setiap tahun memiliki karakteristik yang sama, sedangkan jika terdapat heterogenitas, maka setiap tahun dianggap memiliki karakteristik yang berbeda. Pengujian ini penting dilakukan dalam rangka penerapan Metode *Geographically and Temporally Weighted Regression*. Dalam penelitian ini, untuk mengevaluasi keragaman temporal digunakan visualisasi *boxplot* (Schwertman et al., 2004).

Berdasarkan Gambar 1 di bawah diketahui bahwa *boxplot* menunjukkan adanya perubahan nilai IPM dari tahun 2018 hingga tahun 2022. Hal ini dapat dilihat dari nilai maksimum *outlier* yang meningkat setiap tahunnya dan ukuran *boxplot* yang terbentuk. Berdasarkan analisis tersebut, peneliti melakukan penelusuran lebih lanjut, khususnya terhadap keragaman temporal data, dan menemukan bahwa *outlier* terjadi di wilayah Kota Bengkulu selama lima tahun berturut-turut, yaitu dari tahun 2018 hingga 2022. Temuan ini mengindikasikan bahwa telah terjadi peningkatan pada aspek-aspek pembangunan yang tercermin dari nilai IPM setiap tahunnya di Kota Bengkulu.



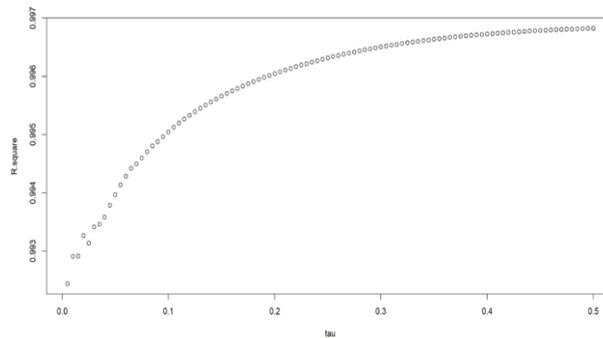
Gambar 1. *Boxplot* Indeks Pembangunan Manusia

Dalam *GTWR* terdapat dua asumsi yang harus terpenuhi, yakni adanya heterogenitas spasial dan heterogenitas temporal. Pada tahap sebelumnya, telah dikonfirmasi bahwa data penelitian ini menunjukkan heterogenitas spasial dan keragaman temporal. Selanjutnya, langkah berikutnya adalah melakukan pemodelan *GWR* dengan mencari nilai parameter τ terlebih dahulu di mana hal ini bertujuan untuk menentukan jarak spasial-temporal yang selanjutnya digunakan dalam mencari *bandwidth* optimum.

Pemodelan IPM dengan menggunakan metode *GTWR* melibatkan perhitungan matriks pembobot. Sebelum menghitung matriks pembobot pada pemodelan IPM dengan metode

GTWR, langkah pertama adalah melakukan perhitungan matriks jarak Harvest Sin dengan melakukan estimasi pada parameter τ secara iteratif sebanyak 100 kali dengan nilai awal 0.05 dan nilai *bandwidth* spasial (h_s) sebesar 0.3358. Perhitungan matriks pembobot ini bertujuan untuk memperhitungkan efek heterogenitas spasial dan temporal dalam analisis tersebut.

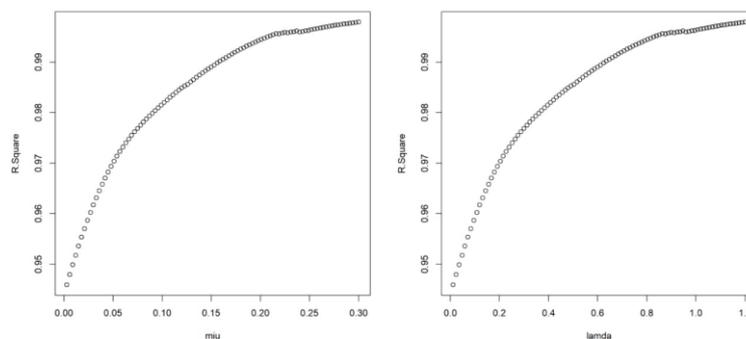
Berdasarkan Gambar 2 di bawah diketahui bahwa hasil iterasi estimasi parameter τ menghasilkan parameter τ yang optimum sebesar 0.50 dengan nilai R^2 sebesar 0.9968. Selanjutnya, nilai τ digunakan untuk mengetahui perbandingan μ dan λ yang dihitung secara iteratif dengan nilai awal μ sebesar 0.003 dan λ sebesar 0.012.



Gambar 2. Iterasi Estimasi Parameter τ

Berdasarkan Gambar 3 di bawah diketahui bahwa menunjukkan bahwa hasil yang diperoleh dari iterasi estimasi parameter μ dan λ , dan dapat diketahui bahwa untuk parameter μ dan λ yang optimum adalah 0.3 dan 1.2 dengan R^2 sebesar 0.9978. Setelah memperoleh nilai estimasi untuk parameter μ dan λ , langkah berikutnya adalah menghitung nilai *bandwidth* spasial-temporal (h_{ST}) yang hasilnya adalah 0.3678. Tahap selanjutnya melibatkan perhitungan matriks pembobot untuk melakukan pendugaan atau estimasi parameter model GTWR dalam memodelkan Indeks Pembagunan Manusia provinsi Bengkulu pada 10 kabupaten/kota untuk tahun 2022.

$$\begin{aligned} \hat{y}_1 &= 0.014 + 0.984X_1 + 0.213X_2 - 0.669X_3 \\ \hat{y}_2 &= -0.026 + 0.769X_1 + 2.164X_2 - 0.1198X_3 \\ \hat{y}_3 &= -0.028 + 0.703X_1 + 2.449X_2 + 0.435X_3 \\ \hat{y}_4 &= 0.006 + 0.959X_1 + 0.073X_2 + 0.800X_3 \\ \hat{y}_5 &= 0.014 + 0.986X_1 + 0.129X_2 - 0.290X_3 \\ \hat{y}_6 &= 0.015 + 1.017X_1 + 0.124X_2 - 0.014X_3 \\ \hat{y}_7 &= -0.012 + 1.067X_1 + 0.605X_2 - 1.536X_3 \\ \hat{y}_8 &= 0.014 + 0.994X_1 + 0.120X_2 + 0.070X_3 \\ \hat{y}_9 &= 0.014 + 1.012X_1 + 0.108X_2 - 0.459X_3 \\ \hat{y}_{10} &= 0.006 + 1.183X_1 + 0.129X_2 - 0.637X_3 \end{aligned}$$



Gambar 3. Iterasi Estimasi Parameter μ dan λ

Signifikansi parameter IPM diuji menggunakan pengujian uji t . Dengan menggunakan taraf signifikansi (α) sebesar 0.10 maka didapatkan nilai t_{tabel} sebesar 1.67. Parameter signifikan apabila nilai $t_{hitung} > t_{tabel}$. Berikut merupakan hasil signifikansi parameter model GTWR 10 kabupaten/kota pada tahun 2022 yang disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Signifikansi Parameter Model Lokal

Model	Parameter	t_{hitung}	Keterangan
\hat{y}_1	β_0	207.542	Signifikan
	β_1	203.374	Signifikan
	β_2	22.9263	Signifikan
	β_3	8.41168	Signifikan
\hat{y}_2	β_0	2.88318	Signifikan
	β_1	13.5378	Signifikan
	β_2	4.79599	Signifikan
	β_3	0.97607	Tidak Signifikan
\hat{y}_3	β_0	4.79705	Signifikan
	β_1	17.3935	Signifikan
	β_2	7.30725	Signifikan
	β_3	3.54955	Signifikan
\hat{y}_4	β_0	3.06177	Signifikan
	β_1	113.184	Signifikan
	β_2	5.77762	Signifikan
	β_3	4.30466	Signifikan
\hat{y}_5	β_0	201.182	Signifikan
	β_1	612.987	Signifikan
	β_2	69.7473	Signifikan
	β_3	6.41062	Signifikan
\hat{y}_6	β_0	20.8861	Signifikan
	β_1	150.326	Signifikan
	β_2	32.1145	Signifikan
	β_3	0.11121	Tidak Signifikan
\hat{y}_7	β_0	2.91373	Signifikan
	β_1	330.895	Signifikan
	β_2	8.84829	Signifikan
	β_3	6.64545	Signifikan
\hat{y}_8	β_0	56.5883	Signifikan
	β_1	386.824	Signifikan
	β_2	88.2776	Signifikan
	β_3	0.92172	Tidak Signifikan
\hat{y}_9	β_0	307.447	Signifikan
	β_1	425.917	Signifikan
	β_2	1588.69	Signifikan
	β_3	9.61274	Signifikan
\hat{y}_{10}	β_0	1.41821	Tidak Signifikan

	β_1	38.8269	Signifikan
	β_2	5.53180	Signifikan
	β_3	2.14193	Signifikan

Setelah dilakukan estimasi dan pengujian parameter, selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik dengan melihat nilai R^2 terbesar. Perbandingan antara model GWR dan GTWR dieksplorasi untuk mengidentifikasi keunggulan dan kelemahan masing-masing dalam menggambarkan perubahan temporal dan spasial. Selain itu, pembahasan mencakup implikasi temuan terhadap pemahaman tentang faktor-faktor pendorong perubahan, termasuk dampaknya terhadap kebijakan pengembangan regional.

Dari Tabel 3, GTWR menunjukkan tingkat kecocokan yang lebih tinggi (99,98%) dibandingkan dengan GWR (GWR) yang memiliki R^2 sebesar 99,74%. Hal ini mengindikasikan bahwa GTWR memberikan kemampuan yang lebih baik dalam menjelaskan variasi spasial-temporal dari data yang diamati. Dengan kata lain, GTWR lebih efektif dalam memodelkan pola dan tren yang berkaitan dengan ruang dan waktu dalam penelitian ini. Kesimpulan ini dapat menjadi dasar pemilihan GTWR sebagai metode regresi yang optimal dalam konteks analisis data tersebut.

Tabel 3. Hasil Pemilihan Model Terbaik

Metode	Nilai Koefisien Determinasi R^2
<i>Geographically Weighted Regression</i>	99.74%
<i>Geographically Temporally Weighted Regression</i>	99.98%

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, terdapat faktor-faktor yang berpengaruh signifikan secara efek temporal terhadap Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Bengkulu tahun 2018-2022 dengan menggunakan metode *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) adalah Angka Harapan Hidup (X_1), Rata-Rata Lama Sekolah (X_2) di seluruh pengamatan menurut kabupaten/kota dan Tingkat Pengangguran Terbuka (X_3) di sebagian data menurut kabupaten/kota saja. Terdapat 50 model yang dapat terbentuk untuk Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Bengkulu tahun 2018-2022 dengan metode *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) dengan R^2 sebesar 99.98% dan terdapat 10 model *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan R^2 sebesar 99.74% yang menunjukkan bahwa pemodelan secara GTWR lebih baik digunakan dalam memodelkan Indeks Pembangunan Manusia Provinsi Bengkulu Tahun 2018-2022 dikarenakan dengan mempertimbangkan unsur lokasi dan waktu. Keunggulan model GTWR adalah menghasilkan model yang bersifat lokal untuk setiap lokasi dan waktu sehingga model lebih representatif.

5. DAFTAR PUSTAKA

Chu, H. J., Kong, S. J., & Chang, C. H. (2018). Spatio-temporal water quality mapping from satellite images using geographically and temporally weighted regression. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 65, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.10.001>.

- Corrado, L., & Fingleton, B. (2012). Where is the economics in spatial econometrics?. *Journal of Regional Science*, 52(2), 210-239.
- Fotheringham, A. S., Charlton, M. E., & Brunsdon, C. (1998). Geographically weighted regression: a natural evolution of the expansion method for spatial data analysis. *Environment and planning A*, 30(11), 1905-1927.
- Gough, I. (2015). Climate change and sustainable welfare: the centrality of human needs. *Cambridge Journal of Economics*, 39, 1191–1214.
- Huang, B., Wu, B., & Barry, M. (2010). Geographically and Temporally Weighted Regression for Modeling Spatio-Temporal Variation in House Prices. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(3), 383-401.
- Liu, J., Zhao, Y., Yang, Y., Xu, S., Zhang, F., Zhang, X., ... & Qiu, A. (2017). A mixed geographically and temporally weighted regression: Exploring spatial-temporal variations from global and local perspectives. *Entropy*, 19(2), 53.
- Mei, C. L., Zhu, J. X., & Zhou, Y. Q. (2006). Geographically Weighted Regression based on Multivariate Adaptive Regression Splines. *Geographical Research*, 25(2), 285-294.
- Mennis, J. (2006). Mapping the Results of Geographically Weighted Regression. *The Cartographic Journal*, 43(2), 171–179. <https://doi.org/10.1179/000870406X114658>
- Schwertman, N. C., Owens, M. A., & Adnan, R. (2004). A simple more general boxplot method for identifying outliers. *Computational statistics & data analysis*, 47(1), 165-174.
- Wu, D. (2020). Spatially and temporally varying relationships between ecological footprint and influencing factors in China's provinces Using Geographically Weighted Regression (GWR). *Journal of Cleaner Production*, 261, 121089.
- Yu, D., Wei, Y. D., & Wu, C. (2007). Modeling spatial dimensions of housing prices in Milwaukee, WI. *Environment and Planning B: Planning and design*, 34(6), 1085-1102.