

Pemodelan *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR) pada Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi Jawa Barat Tahun 2022

Annisa Mutiara Priliyan*, Ilham Faishal Mahdy

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

* annisa.mutiapriiliyan@gmail.com, ilham.faishal@unisba.ac.id

Abstract. Spatial analysis with Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) method is a development of the Geographically Weighted Regression (GWR) method. This method is used when data has spatial heterogeneity, spatial autocorrelation, and multicollinearity. MGWR allows for different spatial scales and allows the neighborhood around each variable to vary. These differences are accommodated through different optimum bandwidth values for each covariate. The MGWR method is applied to data on the open unemployment rate (TPT) in West Java Province in 2022 because West Java is the province with the highest TPT value in that year. MGWR parameter estimation is performed using the Backfitting Algorithm method by reformulating GWR as Generalized Additive Models (GAMs). The weighting function used is a fixed Gaussian kernel function because the farthest region still has a weight even though it is not as large as the weight of the closest region. The optimum bandwidth search is by minimizing the Akaike Information Criterion Corrected (AICc) value using golden section search method. Based on the analysis, 27 MGWR local models are produced for each observation area. There are differences in the independent variables that affect TPT for each observation area and are divided into four groups. The resulting MGWR model proved to be the best model when compared to the GWR model based on the highest adjusted R^2 value and the lowest AICc value.

Keywords: MGWR, Spatial Data, Unemployment.

Abstrak. Analisis spasial dengan metode *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR) merupakan pengembangan dari metode *Geographically Weighted Regression* (GWR). Metode ini digunakan ketika data memiliki heterogenitas spasial, autokorelasi spasial, dan adanya multikolinearitas. MGWR mengizinkan skala spasial yang berbeda dan memungkinkan lingkungan di sekitar setiap variabel bervariasi. Perbedaan tersebut diakomodasi melalui nilai *bandwidth optimum* yang berbeda-beda untuk setiap kovariat. Metode MGWR diterapkan pada data tingkat pengangguran terbuka (TPT) di Provinsi Jawa Barat tahun 2022 karena Jawa Barat menjadi provinsi dengan nilai TPT tertinggi pada tahun tersebut. Estimasi parameter MGWR dilakukan dengan menggunakan metode *Backfitting Algorithm* dengan memformulasi ulang GWR sebagai *Generalized Additive Models* (GAMs). Fungsi pembobot yang digunakan adalah fungsi kernel *fixed gaussian* karena wilayah terjauh tetap memiliki bobot walaupun tidak sebesar bobot wilayah terdekat. Pencarian *bandwidth optimum* dilakukan dengan meminimumkan nilai *Akaike Information Criterion Corrected* (AICc) menggunakan metode *golden section search*. Berdasarkan analisis yang telah dilakukan maka dihasilkan sebanyak 27 model MGWR yang bersifat lokal untuk setiap wilayah pengamatannya. Terdapat perbedaan variabel bebas yang berpengaruh terhadap TPT untuk setiap wilayah pengamatan dan terbagi menjadi empat kelompok. Model MGWR yang dihasilkan terbukti menjadi model terbaik jika dibandingkan dengan model GWR berdasarkan nilai *adjusted R²* yang tertinggi dan nilai AICc terendah.

Kata Kunci: MGWR, Data Spasial, Pengangguran.

A. Pendahuluan

Analisis regresi dilakukan untuk mengetahui pengaruh variabel bebas terhadap variabel tidak bebas dan untuk memprediksi nilai variabel tidak bebas berdasarkan variabel bebas yang sebelumnya telah dianalisis [1]. Analisis regresi menghasilkan penaksir parameter yang salah satunya dapat melalui metode *Ordinary Least Square* (OLS). Akan terbentuk satu model yang memberikan efek global yang sama terhadap keseluruhan data. Dalam analisis regresi perlu pemeriksaan atau uji asumsi klasik. Tidak terpenuhinya asumsi klasik tersebut dapat ditangani sesuai dengan jenis asumsi terkait ataupun dapat diindikasikan adanya pengaruh faktor lain (Satyahadewi et al., 2023).

Adanya pengaruh spasial dapat menyebabkan tidak terpenuhinya asumsi homogenitas sisaan terutama pada data spasial. Keheterogenan spasial yang dimiliki pada data menjadi syarat untuk analisis spasial khususnya *Geographically Weighted Regression* (GWR) [2]. Metode GWR akan menghasilkan penaksir parameter lokal yang berbeda pada setiap titik lokasinya sehingga model yang dihasilkan terdapat sebanyak wilayah pengamatan. Penaksiran parameter pada GWR menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) [3]. Metode tersebut membutuhkan matriks pembobot yang mewakili letak setiap titik data. Matriks ini terbentuk dari fungsi pembobot yang dipengaruhi oleh satu nilai *bandwidth* optimum yang telah terpilih. Pada metode GWR tidak dapat mengatasi adanya masalah multikolinearitas (Dima et al., 2023).

Metode *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR) merupakan perluasan dari metode GWR. MGWR mengizinkan skala spasial yang berbeda dan memungkinkan lingkungan di sekitar setiap variabel bervariasi. Untuk beberapa variabel penjelas, lingkungannya bisa lebih besar ataupun lebih kecil dibandingkan variabel lainnya [4]. Penaksiran parameter dilakukan dengan metode *backfitting algorithm*. Multiskala pada metode MGWR juga menggambarkan nilai *bandwidth* yang digunakan berbeda-beda untuk setiap kovariat [5]. Nilai *bandwidth* yang dipilih merupakan nilai *bandwidth* optimum karena nilai ini memengaruhi fungsi pembobot. MGWR juga dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan multikolinearitas pada variabel bebas [6]. MGWR menghasilkan model lokal sebanyak lokasi data. Adapun data yang digunakan dalam metode MGWR merupakan data spasial atau data yang memiliki efek spasial berupa heterogenitas spasial dan autokorelasi spasial (Hananti et al., 2023).

Penerapan metode MGWR dalam skripsi ini pada data tingkat pengangguran terbuka (TPT) di setiap wilayah kabupaten/kota pada Provinsi Jawa Barat tahun 2022. Pengangguran pada suatu daerah akan berkaitan dengan daerah sekitarnya karena adanya kemungkinan efek mobilitas ataupun migrasi penduduk. Pada tahun 2022, Provinsi Jawa Barat menjadi provinsi yang memiliki nilai TPT tertinggi di Indonesia yaitu sebesar 8.31 persen [7]. Cepatnya tingkat pertumbuhan angkatan kerja tidak sebanding dengan pertumbuhan lapangan kerja yang relatif lambat sehingga menyebabkan permasalahan pengangguran [8]. Permasalahan ini juga turut menghambat pembangunan nasional sehingga pemerintah perlu untuk segera mengatasi dan mencegah tingginya nilai TPT. Nilai TPT ini dapat disebabkan oleh beberapa variabel yaitu seperti rata-rata lama sekolah, pertumbuhan ekonomi, angkatan kerja, dan penduduk miskin. Berdasarkan latar belakang tersebut maka penulis tertarik untuk melakukan penelitian mengenai data tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2022 dengan menggunakan metode MGWR. Adapun tujuan dalam penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil eksplorasi berupa pemetaan seluruh variabel yang digunakan dalam penelitian khususnya pada kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat tahun 2022 dan memodelkan data tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Jawa Barat tahun 2022 dengan menggunakan metode MGWR.

B. Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode analisis *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR) dengan variabel tidak bebas berupa tingkat pengangguran terbuka (TPT) (Y) serta empat variabel bebas yang terdiri dari rata-rata lama sekolah (X_1) dalam satuan tahun, pertumbuhan ekonomi (X_2) dalam satuan miliar rupiah, jumlah angkatan kerja (X_3) dalam satuan jiwa, dan jumlah penduduk miskin (X_4) dalam satuan ribu jiwa. Informasi geografis yang

dibutuhkan dalam analisis regresi spasial ini menggunakan titik koordinat *longitude* dan *latitude* setiap daerah. Titik koordinat tersebut mempresentasikan titik pusat dari setiap wilayah sehingga terdapat 27 informasi geografis sesuai dengan banyaknya kabupaten dan kota di Jawa Barat. Data-data yang digunakan merupakan data sekunder yang bersumber dari situs resmi Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat dan *Open Data* Jabar.

Tidak seperti GWR, metode *Weighted Least Square* (WLS) tidak dapat digunakan pada MGWR karena penggunaan *bandwidth* yang berbeda menyebabkan matriks pembobotan spasial yang berbeda pada setiap kovariatnya. Pemodelan dengan *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR) dilakukan dengan metode *backfitting algorithm* yaitu mengakomodasi pemilihan dan penggabungan *bandwidth* khusus dengan memformulasi ulang GWR sebagai *Generalized Additive Models* (GAMs). Berikut merupakan model dari MGWR ini [9].

$$y_i = h_0(\beta_{0i}) + h_1(\beta_{1i}x_{1i}) + \dots + h_k(\beta_{ki}x_{ki}) + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Keterangan:

y_i = Nilai pengamatan ke- i untuk variabel tak bebas

h_k = Individual *bandwidth* untuk setiap nilai parameter pada model

x_{ik} = Nilai pengamatan variabel bebas ke- k pada lokasi pengamatan ke- i

β_{0i} = Nilai konstanta pada pengamatan ke- i

β_{ki} = Nilai koefisien variabel bebas ke- k pada lokasi pengamatan ke- i

ε_i = Galat pengamatan ke- i

Lalu, berikut merupakan bentuk dari *Generalized Additive Models* (GAMs) sebagai formulasi ulang GWR.

$$y = f_{h_0} + f_{h_1}(X_1) + f_{h_2}(X_2) + \dots + f_{h_k}(X_k) + \varepsilon \quad (2)$$

Dimana:

$$f_{h_k}(X_k) = h_k(\beta_k)X_k \quad (3)$$

Backfitting algorithm pada MGWR dimulai dengan menetapkan nilai awal untuk estimasi parameter lokal $\hat{\beta}_{i_{MGWR}}$. Estimasi parameter global dapat dilakukan dengan regresi klasik dan estimasi parameter lokal juga dapat dilakukan melalui model GWR yang mencakup seluruh variabel ($\hat{\beta}_{i_{MGWR}} = \hat{\beta}_{i_{GWR}}$). Nilai awal estimasi parameter lokal digunakan untuk memprediksi nilai awal \hat{y} dan sisaan $\hat{\varepsilon}$. Pada masing-masing model untuk setiap iterasi *backfitting procedur*, nilai terbaru $\hat{f}_k + \hat{\varepsilon}$ kemudian diregresikan pada X_k menggunakan GWR dan menghasilkan nilai sementara *bandwidth optimum* h_k untuk hubungan antara y dengan X_k serta estimasi parameter lokal baru $\hat{\beta}_k$ yang digunakan untuk memperbarui nilai awal yang sebelumnya telah ditetapkan. Proses iterasi dihentikan jika telah konvergen yaitu ketika nilai *score of change* (SOC) lebih kecil dari nilai ambang batas η yang pada umumnya sebesar 10^{-5} . Berikut merupakan persamaan untuk mencari nilai SOC.

$$SOC_{sf} = \sqrt{\frac{\sum_k \frac{\sum_i (\hat{f}_{ki}^{new} - \hat{f}_{ki}^{old})^2}{n}}{\sum_i (\sum_k \hat{f}_{ki}^{new})^2}} \quad (4)$$

Parameter lokal yang dihasilkan dapat diuji secara parsial menggunakan uji t sebagai berikut [10].

$$t_{ki} = \frac{\hat{\beta}_{ki}}{SE(\hat{\beta}_{ki})} \quad (5)$$

Kriteria uji yang digunakan adalah tolak H_0 atau parameter lokal ke- k dan lokasi pengamatan ke- i signifikan jika $-t_{n-v_k; \alpha_k} > t_{ki} > t_{n-v_k; \alpha_k}$. Dimana v_k merupakan nilai *effective number of parameter* (ENP_k) untuk kovariat ke- k . Lalu, nilai *alpha* ke- k yang digunakan adalah sebagai berikut dengan nilai ξ merupakan nilai *alpha* sebesar 0.05.

$$\alpha_k = \frac{\xi}{ENP_k} \quad (6)$$

Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan persiapan data yang terdiri dari informasi geografis, variabel bebas X , dan variabel tak bebas Y .
2. Melakukan visualisasi data berupa pembuatan peta menggunakan *software* QGIS.
3. Mencari nilai estimasi parameter regresi klasik menggunakan metode *Ordinary Least*

Square (OLS).

4. Melakukan pengujian asumsi regresi klasik menggunakan model regresi linear yang diperoleh melalui metode OLS. Asumsi tersebut terdiri dari uji normalitas dengan uji *Shapiro Wilk*, uji multikolinearitas dengan mencari nilai *Variance Inflation Factors* (VIF), uji homogenitas dengan uji *Breusch Pagan* untuk melihat adanya efek spasial berupa heterogenitas spasial, dan uji autokorelasi dengan uji *Moran's I* untuk melihat adanya efek spasial berupa dependensi spasial [11].
5. Ketika data telah terbukti memiliki heterogenitas spasial, autokorelasi spasial, dan masalah multikolinearitas maka data diuji dengan MGWR. Sebelum melakukan analisis MGWR, data penelitian distandardisasi menggunakan *z-score*.
6. Analisis MGWR yang terdiri dari pemilihan *bandwidth optimum* menggunakan fungsi kernel *fixed gaussian* melalui teknik *golden section search* dengan kriteria AICc. Pemodelan MGWR ini dilakukan dengan metode *backfitting algorithm*.
7. Menguji signifikansi parameter lokal dengan uji t dan evaluasi model menggunakan nilai *adjusted R²* dan AICc.
8. Melakukan interpretasi hasil pemodelan untuk setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Statistika Deskriptif

Berikut merupakan hasil dari perhitungan statistika deskriptif untuk variabel rata-rata lama sekolah (X_1), pertumbuhan ekonomi (X_2), jumlah angkatan kerja (X_3), dan jumlah penduduk miskin (X_4).

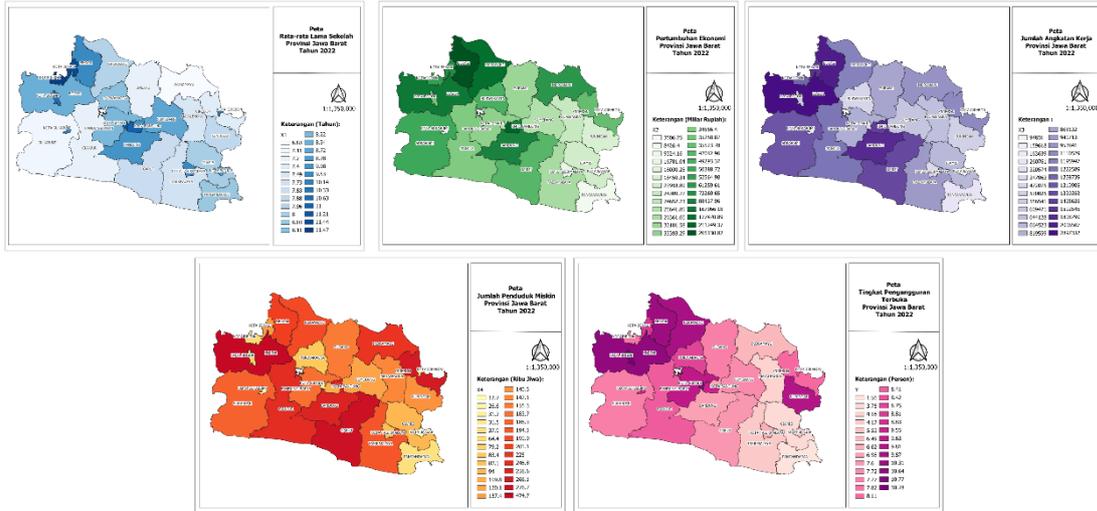
Tabel 1. Statistika Deskriptif

	Rata-rata	Varians	Maksimum		Minimum	
			Nilai	Kab/Kota	Nilai	Kab/Kota
Y	7.80	5.24	10.78	Kota Bogor	1.56	Kab. Pangandaran
X_1	8.78	2.03	11.47	Kota Depok	6.83	Kab. Indramayu
X_2	59531.25	4.27×10^9	265130.82	Kab. Bekasi	3506.25	Kota Banjar
X_3	947339.78	4.04×10^{11}	2897332	Kab. Bogor	94831	Kota Banjar
X_4	150.78	10100.103	474.7	Kab. Bogor	12.7	Kota Banjar

Sumber: Data Penelitian yang Sudah Diolah, 2024.

Berdasarkan tabel tersebut, rata-rata tingkat pengangguran terbuka (Y) pada Provinsi Jawa Barat tahun 2022 sebesar 7.80% dengan Kota Bogor sebagai wilayah dengan angka TPT tertinggi sebesar 10.78% dan Kabupaten Pangandaran dengan TPT terendah sebesar 1.56%. Kota Banjar menjadi kota yang memiliki nilai pertumbuhan ekonomi (X_2), jumlah angkatan kerja (X_3), dan jumlah penduduk miskin (X_4) yang terendah dari 27 wilayah di Provinsi Jawa Barat. Kota Banjar juga memiliki data TPT yang tidak terlalu tinggi yaitu sebesar 5.53%. Lalu, Kabupaten Bogor juga menjadi kota yang memiliki nilai jumlah angkatan kerja (X_3) dan jumlah penduduk miskin (X_4) yang tertinggi dengan angka TPT yang juga cenderung tinggi yaitu sebesar 10.64%. Adapun nilai varians yang tinggi pada variabel pertumbuhan ekonomi (X_2) dan jumlah angkatan kerja (X_3) menunjukkan tingginya keragaman data.

Seluruh variabel divisualisasikan melalui peta dengan jenis *categorized* dan dilakukan pada *software* QGIS (Quantum Geographic Information System). Data pada setiap variabel akan dikategorikan sesuai nilai data secara individual. Berikut merupakan hasil visualisasi tersebut.



Gambar 1. Hasil Visualisasi Data

Pada peta tersebut, daerah dengan warna terang memiliki nilai yang lebih sedikit atau rendah dibandingkan dengan daerah berwarna gelap. Pada peta rata-rata lama sekolah (RLS) (X_1) dapat diketahui bahwa wilayah kota memiliki angka RLS yang lebih tinggi dari wilayah kabupaten. Seluruh kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat khususnya tahun 2022 memiliki angka RLS lebih dari 6 tahun atau setara dengan lulus jenjang sekolah dasar (SD). Pada keseluruhan wilayah untuk variabel pertumbuhan ekonomi (X_2), tingkat pertumbuhan ekonomi cenderung variatif dan tidak terbagi antara kota ataupun kabupaten seperti pada variabel RLS. Contohnya yaitu angka pertumbuhan ekonomi Kabupaten Bogor lebih tinggi dari Kota Bogor.

Pada variabel jumlah angkatan kerja (X_3) serupa dengan variabel X_2 , banyaknya angkatan kerja tidak bergantung atau terbagi menjadi kota atau kabupaten namun wilayah barat Provinsi Jawa Barat cenderung memiliki jumlah angkatan kerja yang lebih banyak dibandingkan dengan wilayah timur. Pada variabel jumlah penduduk miskin (X_4), wilayah kota cenderung memiliki warna terang atau kota tersebut memiliki jumlah penduduk miskin yang lebih sedikit dari wilayah kabupaten. Akan tetapi, jumlah penduduk miskin di Kabupaten Pangandaran dan Kabupaten Purwakarta juga tergolong rendah dari wilayah di sekitarnya. Lalu untuk variabel tingkat pengangguran terbuka (TPT) (Y), Kota Bogor, Kabupaten Bogor, Kabupaten Bekasi, Kabupaten Karawang, Kabupaten Bandung Barat, Kabupaten Kuningan, dan Kota Cimahi menjadi wilayah dengan warna yang lebih gelap dibandingkan dengan wilayah lainnya sehingga wilayah-wilayah tersebut memiliki angka TPT yang lebih tinggi.

Model Regresi Klasik

Analisis ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh variabel bebas X_1 hingga X_4 terhadap variabel tidak bebas TPT (Y). Pengaruh tersebut merupakan pengaruh global dan berlaku untuk seluruh wilayah pengamatan tanpa memperhatikan adanya efek spasial dalam model. Berikut model regresi linear berganda yang dihasilkan.

$$\hat{Y} = -6.002 + 1.365 X_1 + 1.895e^{-5} X_2 - 3.926e^{-6} X_3 + 0.02921 X_4 \tag{7}$$

Jika rata-rata lama sekolah (X_1) mengalami kenaikan sebesar satu tahun maka nilai TPT (Y) akan naik sebesar 1.365, jika pertumbuhan ekonomi (X_2) mengalami kenaikan sebesar satu miliar rupiah maka nilai TPT (Y) akan naik sebesar $1.895e^{-5}$ atau 0.00001895, jika jumlah angkatan kerja (X_3) mengalami kenaikan sebesar satu jiwa maka nilai TPT (Y) akan turun sebesar $3.926e^{-6}$ atau 0.000003926, jika jumlah penduduk miskin (X_4) mengalami kenaikan sebesar seribu jiwa maka nilai TPT (Y) akan naik sebesar 0.02921 dengan syarat variabel lainnya konstan. Lalu, jika keempat variabel bebas X_1 hingga X_4 sama dengan nol maka nilai TPT (Y) akan sebesar -6.002 .

Asumsi Klasik

Pengujian asumsi klasik dilakukan pada hasil pemodelan regresi linear berganda pada taraf nyata 5% dengan bantuan *software* R-Studio.

1. Normalitas

Pengujian normalitas dengan menggunakan uji *Shapiro Wilk* didapat hasil statistik uji sebesar 0.98104 dan *p-value* sebesar 0.8852 sehingga terima H_0 pada taraf nyata 5% atau data sisaan berdistribusi normal karena nilai T_3 (0.98104) < nilai kritis (0.923) dan *p-value* (0.8852) > α (0.05). Maka dari itu, asumsi normalitas terpenuhi.

2. Multikolinearitas

Pengujian multikolinearitas menggunakan nilai *Variance Influence Factor* (VIF) untuk setiap variabel bebas. Dari tabel berikut maka dapat diketahui bahwa hanya variabel X_3 yang memiliki masalah multikolinearitas karena nilai VIF (10.7382) > 10. Masalah multikolinearitas ini dapat diatasi dengan metode *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR).

Tabel 2. Nilai VIF

Variabel	Nilai VIF
Rata-rata Lama Sekolah (X_1)	2.567251
Pertumbuhan Ekonomi (X_2)	2.674397
Jumlah Angkatan Kerja (X_3)	10.738190
Jumlah Penduduk Miskin (X_4)	9.312190

3. Heterogenitas

Melalui uji *Breusch Pagan* didapat hasil statistik uji *BP* sebesar 10.94 dan *p-value* sebesar 0.02725 sehingga tolak H_0 pada taraf nyata 5% karena nilai *BP* (10.94) > $\chi^2_{0.05,4}$ (9.49) dan *p-value* (0.02725) < α (0.05). Maka dari itu, asumsi homogenitas untuk model regresi linear berganda tidak terpenuhi dan dapat diindikasikan bahwa data memiliki efek spasial berupa keheterogenan spasial sehingga data dapat diolah menggunakan analisis spasial seperti GWR ataupun MGWR.

4. Autokorelasi

Pengujian efek spasial berupa dependensi spasial menggunakan uji *Moran's I* dan didapat nilai statistik uji *Moran's I* sebesar 0.34966807 > $Z_{0.05/2}$ (0.0987) serta *p-value* sebesar 0.003738 < α (0.05) sehingga tolak H_0 pada taraf nyata 5%. Oleh karena itu, data memiliki efek dependensi spasial sehingga data dapat diuji menggunakan analisis spasial. Adapun matriks pembobot pada analisis ini menggunakan matriks pembobot *Queen Contiguity* yang telah distandardisasi. Matriks pembobot yang digunakan pada uji *Moran's I* dapat diakses melalui tautan berikut bit.ly/QueenContiguity.

Pemodelan *Multiscale Geographically Weighted Regression* (MGWR)

Pemodelan tidak dapat melalui regresi biasa menggunakan OLS karena data memiliki efek spasial berupa keheterogenan spasial dan autokorelasi spasial. Selain itu, data juga memiliki multikolinearitas sehingga selanjutnya dilakukan menggunakan metode *multiscale geographically weighted regression* (MGWR). Data yang digunakan merupakan data hasil standardisasi menggunakan *z-score* sehingga hasil analisis lebih akurat dengan proses iteratif yang lebih cepat. Berikut data hasil standarisasi.

Tabel 3. Data Hasil Standarisasi

No.	Wilayah	Y	X_1	X_2	X_3	X_4
1	Kab. Bogor	1.2406	-0.3122	1.6590	3.0676	3.2231
2	Kab. Sukabumi	-0.0136	-1.1755	-0.1399	0.5767	0.3535
3	Kab. Cianjur	0.2661	-1.1124	-0.3821	0.4330	0.9555
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
25	Kota Cimahi	1.2974	1.7022	-0.5336	-0.9860	-1.1898

26	Kota Tasikmalaya	-0.5161	0.5230	-0.6541	-0.9443	-0.6336
27	Kota Banjar	-0.9925	-0.0034	-0.8572	-1.3411	-1.3739

Pemilihan *Bandwidth* Optimum

Pemilihan *bandwidth* optimum dilakukan dengan meminimumkan nilai *Akaike information criterion corrected* (AICc) melalui metode *golden section search*. Proses ini dilakukan secara berulang hingga menghasilkan nilai AICc minimum dan telah memenuhi syarat penghentian iterasi yaitu ketika dua nilai $f(d)$ memiliki nilai yang tidak berbeda jauh. *Bandwidth* yang dihasilkan juga digunakan untuk mencari nilai pembobot pada model. Pembobot pada penelitian ini menggunakan fungsi kernel *fixed gaussian* karena wilayah pengamatan yang jauh tetap memiliki bobot walaupun tidak sebesar pengamatan yang lebih dekat. Dalam proses ini juga membutuhkan jarak *euclidean* antar wilayah pengamatan ke- i dengan wilayah pengamatan ke- j yang dihitung berdasarkan informasi geografis berupa titik koordinat *longitude* dan *latitude*. Berikut merupakan jarak *euclidean* yang dihasilkan (tabel lengkap pada <https://bit.ly/JarakEuclidean>).

Tabel 4. Jarak Euclidean

No.	Wilayah	u (Latitude)	v (Longitude)	1	2	3	...	25	26	27
1	Kab. Bogor	-6.4797	106.8250	0	0.449	0.465	...	0.829	1.607	1.946
2	Kab. Sukabumi	-6.9157	106.9326	0.449	0.0	0.227	...	0.624	1.326	1.687
3	Kab. Cianjur	-6.8226	107.1395	0.465	0.227	0	...	0.419	1.167	1.519
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
25	Kota Cimahi	-6.8712	107.5555	0.829	0.624	0.419	...	0	0.781	1.117
26	Kota Tasikmalaya	-7.3164	108.1971	1.607	1.326	1.167	...	0.781	0	0.365
27	Kota Banjar	-7.3625	108.5589	1.946	1.687	1.519	...	1.117	0.365	0

Nilai minimum dan maksimum dari jarak euclidean (d_{ij}) tersebut kemudian digunakan untuk menentukan titik a dan c pada *golden section search*. Lalu, titik b didapat dari $1/2(a+c)$ sehingga ketiga titik akan bernilai $a < b < c$. Titik baru d digunakan untuk mengevaluasi ketiga titik tersebut. Titik a, b, c, dan d berlaku sebagai nilai *bandwidth* (h) sementara yang kemudian masing-masing nilai dimasukkan ke dalam matriks pembobot melalui fungsi kernel *fixed gaussian*. Setelah mengetahui nilai pembobot maka selanjutnya nilai AICc dapat diketahui. Jika titik d diletakkan di antara titik b dan c maka berlaku aturan berikut:

1. Apabila $f(b) < f(d)$ maka triplet baru yang terbentuk adalah $a < b < d$
2. Apabila $f(b) > f(d)$ maka triplet baru yang terbentuk adalah $b < d < c$

Nilai $f(b)$ dan $f(d)$ tersebut merupakan hasil AICc dengan menggunakan nilai h sebesar b dan d. Proses iterasi dilakukan hingga terdapat dua nilai $f(d)$ yang memiliki selisih paling kecil atau mendekati 10^{-6} . Selanjutnya, dengan menggunakan metode *backfitting algorithm* untuk mencari *bandwidth* optimum pada keseluruhan model MGWR maka didapatkan lima nilai *bandwidth* untuk setiap kovariat. Proses dilakukan sebanyak 78 iterasi dan menghasilkan nilai AICc minimum sebesar 63.089. Berikut merupakan nilai *bandwidth* yang dihasilkan.

Tabel 5. Nilai Bandwidth

Parameter	<i>Bandwidth</i>
β_0	0.340
β_1	4.240
β_2	4.250
β_3	4.250
β_4	4.250

Hasil Pemodelan MGWR

Proses pemodelan dilakukan dengan metode *backfitting algorithm* dimana seluruh data dimodelkan dengan metode GWR dan menghasilkan nilai *fitted additive terms* $\hat{f}_{1...k}$ lalu dilakukan pula GWR univariate untuk setiap variabel X. Pada setiap iterasi akan menghasilkan nilai $\hat{f}_k + \hat{\varepsilon}$ yang digunakan untuk iterasi setelahnya. Iterasi dihentikan ketika telah konvergen atau SOC_{sf} yang dihasilkan kurang dari 10^{-5} . Model yang dihasilkan pada analisis MGWR sebanyak 27 model karena terdapat 27 wilayah pengamatan dan bersifat lokal. Model tersebut hanya berlaku untuk suatu wilayah yang berkesesuaian. Satu wilayah dengan wilayahnya lainnya memiliki bentuk model yang berbeda. Berikut merupakan seluruh model yang dihasilkan beserta signifikansi nilai estimasi parameternya.

Tabel 6. Hasil Model MGWR

No.	Wilayah	Model
1	Kab. Bogor	$0.5941 + 0.67637X_1^* + 0.4839X_2 - 1.3161X_3 + 1.2865X_4$
2	Kab. Sukabumi	$0.5662 + 0.6768X_1^* + 0.4845X_2^* - 1.3156X_3 + 1.2872X_4^*$
3	Kab. Cianjur	$0.5144 + 0.6772X_1^* + 0.4844X_2^* - 1.3158X_3 + 1.2871X_4^*$
4	Kab. Bandung	$0.2062 + 0.6783X_1^* + 0.4847X_2^* - 1.3157X_3^* + 1.2875X_4^*$
5	Kab. Garut	$-0.3743 + 0.6792X_1^* + 0.4851X_2^* - 1.3156X_3^* + 1.2880X_4^*$
6	Kab. Tasikmalaya	$-0.7445 + 0.6770X_1^* + 0.4853X_2^* - 1.3154X_3^* + 1.2883X_4^*$
7	Kab. Ciamis	$-0.7581 + 0.6804X_1^* + 0.4853X_2^* - 1.3155X_3^* + 1.2884X_4^*$
8	Kab. Kuningan	$-0.3917 + 0.6805X_1^* + 0.4849X_2^* - 1.3160X_3^* + 1.2879X_4^*$
9	Kab. Cirebon	$-0.3005 + 0.6804X_1^* + 0.4846X_2^* - 1.3163X_3^* + 1.2875X_4^*$
10	Kab. Majalengka	$-0.3326 + 0.6798X_1^* + 0.4846X_2^* - 1.3161X_3^* + 1.2875X_4^*$
11	Kab. Sumedang	$-0.0952 + 0.6791X_1^* + 0.4846X_2^* - 1.3160X_3^* + 1.2874X_4^*$
12	Kab. Indramayu	$-0.3218 + 0.6798X_1^* + 0.4840X_2^* - 1.3168X_3^* + 1.2868X_4^*$
13	Kab. Subang	$0.2570 + 0.6786X_1^* + 0.4842X_2^* - 1.3163X_3^* + 1.2869X_4^*$
14	Kab. Purwakarta	$0.47122 + 0.6778X_1^* + 0.4841X_2^* - 1.3162X_3^* + 1.2868X_4^*$
15	Kab. Karawang	$0.5507 + 0.6774X_1^* + 0.4838X_2^* - 1.3165X_3 + 1.2864X_4^*$
16	Kab. Bekasi	$0.5652 + 0.6771X_1^* + 0.4834X_2^* - 1.3164X_3 + 1.2864X_4^*$
17	Kab. Bandung Barat	$0.3168 + 0.6782X_1^* + 0.4845X_2^* - 1.3159X_3^* + 1.2873X_4^*$
18	Kab. Pangandaran	$-1.1782 + 0.68103X_1^* + 0.4859X_2^* - 1.3151X_3^* + 1.2891X_4^*$
19	Kota Bogor	$0.5977 + 0.6763X_1^* + 0.4841X_2^* - 1.3160X_3^* + 1.2866X_4$
20	Kota Sukabumi	$0.5663 + 0.6768X_1^* + 0.4845X_2^* - 1.3156X_3^* + 1.2872X_4^*$
21	Kota Bandung	$0.2011 + 0.6784X_1^* + 0.4846X_2^* - 1.3159X_3^* + 1.2874X_4^*$
22	Kota Cirebon	$-0.2723 + 0.6806X_1^* + 0.4845X_2^* - 1.3164X_3^* + 1.2875X_4^*$
23	Kota Bekasi	$0.5801 + 0.6766X_1^* + 0.4837X_2^* - 1.3165X_3 + 1.2862X_4^*$
24	Kota Depok	$0.5921 + 0.6763X_1^* + 0.4838X_2 - 1.3162X_3 + 1.2864X_4$
25	Kota Cimahi	$0.2692 + 0.6782X_1^* + 0.4845X_2^* - 1.3159X_3^* + 1.2873X_4^*$
26	Kota Tasikmalaya	$-0.7330 + 0.6801X_1^* + 0.4853X_2^* - 1.3155X_3^* + 1.2883X_4^*$
27	Kota Banjar	$-0.7691 + 0.6810X_1^* + 0.4854X_2^* - 1.3155X_3^* + 1.2885X_4^*$

*Signifikan

Salah satu contoh interpretasi dari model lokal untuk Kabupaten Kuningan adalah jika rata-rata lama sekolah (X_1) mengalami kenaikan nilai sebanyak 1 tahun maka angka TPT (Y) akan meningkat sebesar 0.6805, jika pertumbuhan ekonomi (X_2) mengalami kenaikan sebanyak 1 miliar rupiah maka angka TPT (Y) akan meningkat sebesar 0.4849, jika jumlah angkatan kerja

(X₃) mengalami kenaikan sebesar 10 jiwa maka angka TPT (Y) akan berkurang sebesar 13.160, dan jika jumlah penduduk miskin (X₄) mengalami kenaikan sebesar 1 ribu jiwa maka angka TPT (Y) akan meningkat sebesar 1.2879.

Pengujian Estimasi Parameter MGWR

Pengujian ini dilakukan terhadap $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3,$ dan β_4 pada setiap wilayah pengamatan sehingga terdapat 135 pengujian. Pengujian dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta_{ki} = 0$; Parameter lokal ke- k dan lokasi pengamatan ke- i tidak signifikan

$H_1 : \beta_{ki} \neq 0$; Parameter lokal ke- k dan lokasi pengamatan ke- i signifikan

Dengan β_{ki} merupakan parameter pada kovariat ke- k dan wilayah pengamatan ke- i dengan nilai $k = 1,2,3,4$ dan $i = 1,2,3, \dots, 27$. Jika $-t_{n-v_k; \alpha_k} > t_{ki} > t_{n-v_k; \alpha_k}$ maka tolak H_0 . Berikut nilai kritis beserta informasi pendukung pada pengujian ini.

Tabel 7. Nilai Kritis Parameter MGWR

Parameter	ENP _k (v _k)	Derajat Kebebasan	α_k	Nilai Kritis
β_0	4.347	22.653	0.012	2.7192
β_1	1.016	25.984	0.049	2.0633
β_2	1.007	25.993	0.050	2.0590
β_3	1.017	25.983	0.049	2.0637
β_4	1.026	25.974	0.049	2.0678

Berdasarkan statistik uji yang dihasilkan maka terdapat 4 kelompok berbeda yang memiliki estimasi parameter signifikan terhadap TPT. Nilai konstanta atau β_0 pada seluruh model tidak memenuhi kriteria uji sehingga tidak signifikan terhadap TPT. Berikut merupakan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat tahun 2022 berdasarkan pengelompokan tersebut.

Tabel 8. Kelompok Wilayah yang Memiliki Parameter Signifikan

Wilayah	Variabel
Kab. Bogor, Kota Bogor, dan Kota Depok	X ₁
Kota Bekasi	X ₁ , X ₂
Kab. Sukabumi, Kab. Cianjur, Kab. Karawang, Kab. Bekasi, dan Kota Sukabumi	X ₁ , X ₂ , X ₄
Kab. Bandung, Kab. Garut, Kab. Tasikmalaya, Kab. Ciamis, Kab. Kuningan, Kab. Cirebon, Kab. Majalengka, Kab. Sumedang, Kab. Indramayu, Kab. Subang, Kab. Purwakarta, Kab. Bandung Barat, Kab. Pangandaran, Kota Bandung, Kota Cirebon, Kota Cimahi, Kota Tasikmalaya, dan Kota Banjar	X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₄

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan nilai *adjusted R²* dan nilai AICc pada model GWR dengan MGWR. Berikut perbandingan kedua nilai tersebut.

Tabel 9. Perbandingan Evaluasi Model

	GWR	MGWR
<i>Adjusted R²</i>	0.543	0.712
AICc	71.904	63.089

Dapat diketahui bahwa model MGWR menghasilkan nilai evaluasi model paling baik dibandingkan dengan model GWR. Nilai *adjusted R²* terbesar yaitu model MGWR sebesar 0.712 yang berarti variabilitas variabel TPT dapat diterangkan oleh model MGWR sebesar

71.2% dan 28.8% sisanya dapat diterangkan oleh variabel di luar model. Lalu, berdasarkan nilai AICc maka dapat diketahui bahwa model MGWR memiliki nilai AICc yang lebih kecil dari model GWR sehingga model MGWR lebih baik.

D. Kesimpulan

Berikut merupakan kesimpulan dari keseluruhan analisis yang telah dilakukan dan berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan sebelumnya.

1. Hasil eksplorasi data yang telah dilakukan pada seluruh variabel maka diketahui bahwa Kota Banjar memiliki nilai terendah pada tiga jenis variabel yaitu pertumbuhan ekonomi (X_2), angkatan kerja (X_3), dan penduduk miskin (X_4). Selain itu, Kabupaten Bogor memiliki nilai tertinggi pada dua jenis variabel yaitu angkatan kerja (X_3) dan penduduk miskin (X_4). Data pada setiap variabel tidak selalu terbagi berdasarkan wilayah kota/kabupaten seperti pada variabel rata-rata lama sekolah (X_1). Pembagian data juga berdasarkan wilayah timur dan barat seperti pada variabel angkatan kerja (X_3).
2. Data penelitian terbukti memiliki heterogenitas spasial, autokorelasi spasial, dan masalah multikolinearitas sehingga data dimodelkan dengan MGWR. Model yang terbentuk dengan fungsi pembobot *fixed gaussian* sebanyak 27 model atau sebanyak wilayah pengamatan. Setiap model memiliki estimasi parameter yang berbeda karena model tersebut bersifat lokal atau hanya berlaku untuk wilayah yang berkesesuaian. Model MGWR telah terbukti memiliki hasil evaluasi model berupa *adjusted R²* dan AICc yang terbaik dibandingkan dengan model GWR. Wilayah pengamatan terbagi menjadi 4 kelompok berdasarkan signifikansi variabel bebas terhadap TPT yaitu variabel bebas X_1 ; variabel bebas X_1, X_2 ; variabel bebas X_1, X_2, X_4 ; dan variabel bebas X_1, X_2, X_3, X_4 .

Acknowledge

Puji syukur kepada kehadiran Allah SWT. berkat rahmat, karunia, hidayah, dan izin-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini. Terima kasih kepada Bapak Ilham Faishal Mahdy, S.Stat., M.Stat. selaku dosen pembimbing yang senantiasa memberikan bimbingan, ilmu, saran, dan dukungan kepada penulis dalam penelitian ini. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada orang tua, teman-teman, dan seluruh pihak yang telah membantu, mengarahkan, dan mendukung proses penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] ArcGIS Pro. (n.d.). *How Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) Works*. Retrieved May 25, 2024, from <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/3.1/tool-reference/spatial-statistics/how-multiscale-geographically-weighted-regression-mgwr-works.htm>
- [2] Ardhani, R., Herrhyanto, N., Fitriani, D., Program, A., Matematika, S., Matematika, P., Ilmu, D., & Alam, P. (2023). Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) untuk Memodelkan Nilai Angka Buta Huruf di Provinsi Sumatera Selatan Tahun 2021.
- [3] Arsyad, L. (2015). *Ekonomi Pembangunan* (5th ed.). UPP STIM YKPN.
- [4] Badan Pusat Statistik. (2023). *Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) dan Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) Menurut Provinsi, 2022*. <https://bit.ly/BPSTPT2022>
- [5] Caraka, R. E., & Hasbi, Y. (2017). *Geographically Weighted Regression (GWR) Sebuah Pendekatan Regresi Geografis*. Mobius.
- [6] Damayanti, A. H., & Agustin Nuriani Sirodj, D. (2022). Pemodelan Geographically Weighted Regression dengan Fungsi Pembobot Fixed Gaussian Kernel untuk Kasus Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja Wanita di Provinsi Aceh. *Bandung Conference Series: Statistics*, 2(2), 291–298. <https://doi.org/10.29313/bcss.v2i2.4071>
- [7] Dima, A., Kleden, M. A., & Atti, A. (2023). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Prestasi Siswa Menggunakan Metode Structural Equation Modeling (SEM). *Statistika*, 23(2), 132–146. <https://doi.org/10.29313/statistika.v23i2.2642>
- [8] Fotheringham, A. S., Oshan, T. M., & Li, Z. (2024). *Multiscale Geographically Weighted*

- Regression-Theory and Practice. CRC Press.
- [9] Hananti, H., Jaya, I. G. N. M., & Irlandia Ginanjar. (2023). Pemodelan Kasus Gizi Buruk Balita di Indonesia Menggunakan Panel Quantile Regression Model. *Statistika*, 23(2), 116–122. <https://doi.org/10.29313/statistika.v23i2.2025>
 - [10] Iyanda, A. E., Adeleke, R., Lu, Y., Osayomi, T., Adaralegbe, A., Lasode, M., Chima-Adaralegbe, N. J., & Osundina, A. M. (2020). A retrospective cross-national examination of COVID-19 outbreak in 175 countries: a multiscale geographically weighted regression analysis (January 11-June 28, 2020). *Journal of Infection and Public Health*, 13(10), 1438–1445. <https://doi.org/10.1016/j.jiph.2020.07.006>
 - [11] Khoeriyah, R. Y. (2021). Regresi Terboboti Geografis Semiparametrik (RTG-S) untuk Pemodelan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat Kabupaten/Kota di Sumatera Utara. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 43–50. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i1.145>
 - [12] Satyahadewi, N., Aprizkiyandari, S., & Risky Oprasianti. (2023). Regresi Data Panel dalam Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi IPM di Kalimantan Barat. *Statistika*, 23(2), 123–131. <https://doi.org/10.29313/statistika.v23i2.2201>
 - [13] Sembiring, R. (2003). Analisis Regresi. ITB Bandung.
 - [14] Yu, H., Fotheringham, A. S., Li, Z., Oshan, T., Kang, W., & Wolf, L. J. (2020). Inference in Multiscale Geographically Weighted Regression. *Geographical Analysis*, 52(1), 87–106. <https://doi.org/10.1111/gean.12189>