

**PERBANDINGAN METODE GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL  
REGRESSION (GWPR) DAN GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY  
WEIGHTED REGRESSION (GTWR) UNTUK DATA SPASIAL (STUDI  
KASUS PENGARUH FAKTOR KEMISKINAN TERHADAP BESARAN  
UPAH MINIMUM PROVINSI DI INDONESIA TAHUN 2020-2022)**

**(Skripsi)**

**Oleh**

**MONICA RENTA APRIANI**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2024**

## **ABSTRACT**

### **COMPARISON OF GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL REGRESSION (GWPR) AND GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY WEIGHTED REGRESSION (GTWR) METHODS FOR SPATIAL DATA (CASE STUDY OF THE INFLUENCE OF POVERTY FACTORS ON THE AMOUNT OF MINIMUM WAGES IN PROVINCES IN INDONESIA IN 2020 – 2022)**

**By**

**MONICA RENTA APRIANI**

This study aims to compare the Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) method and the Geographically Temporal Weighted Regression (GTWR) method in describing the spatial-temporal pattern of poverty factors on the amount of Provincial Minimum Wage (UMP) in Indonesia. The GWPR method is a combination of Geographically Weighted Regression (GWR) with panel data regression that will analyze the spatial variation of each region. In contrast, the GTWR method handles data non-stationarity both from spatial and temporal aspects simultaneously. In this study, the GWPR method will select the best regression model by involving two tests, namely the Chow Test and the Hausman Test by producing a Fixed Effect Model (FEM). Meanwhile, the GTWR method uses multiple linear regression to determine the independent variables that have a significant effect on the dependent variable. In this study, the GWPR and GTWR methods select the optimum bandwidth using Cross-Validation (CV) with the smallest value that can be used. To compare the GWPR and GTWR methods that are good to use, this study will measure the best model with the largest R<sup>2</sup> value, the smallest RMSE, and the smallest AIC. The results of the study show that both methods between GWPR and GTWR will produce significant variables in the influence of poverty on minimum wages in various provinces by creating a visualization of the distribution map pattern with significant independent variables for each province in Indonesia.

Keywords: GWR, GWPR, GTWR, Poverty, Spatial temporal.

## ABSTRAK

### **PERBANDINGAN METODE *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL REGRESSION* (GWPR) DAN *GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY WEIGHTED REGRESSION* (GTWR) UNTUK DATA SPASIAL (STUDI KASUS PENGARUH FAKTOR KEMISKINAN TERHADAP BESARAN UPAH MINIMUM PROVINSI DI INDONESIA TAHUN 2020 – 2022)**

Oleh

**MONICA RENTA APRIANI**

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan metode *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dan metode *Geographically Temporal Weighted Regression* (GTWR) dalam menggambarkan pola spasial-temporal pada faktor kemiskinan terhadap besaran Upah Minimum Provinsi (UMP) di Indonesia. Metode GWPR merupakan gabungan *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan regresi data panel yang akan menganalisis variasi spasial setiap daerah. Sebaliknya, metode GTWR untuk menangani ketidakstasioneran data baik dari aspek spasial maupun temporal secara bersamaan. Pada penelitian ini, metode GWPR akan memilih model regresi terbaik dengan melibatkan dua uji yaitu, Uji Chow dan Uji Hausman dengan menghasilkan *Fixed Effect Model* (FEM). Sedangkan, metode GTWR menggunakan regresi linear berganda untuk mengetahui variabel independen berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen. Dalam penelitian ini, metode GWPR dan GTWR memilih bandwidth optimum dengan menggunakan *Cross-Validation* (CV) dengan nilai terkecil yang dapat digunakan. Untuk membandingkan metode GWPR dan GTWR yang baik digunakan, dalam penelitian ini akan mengukur model terbaik dengan nilai  $R^2$  terbesar, RMSE terkecil, dan AIC terkecil. Hasil penelitian menunjukkan kedua metode antara GWPR dan GTWR akan menghasilkan variabel-variabel yang signifikan dalam pengaruh kemiskinan terhadap upah minimum di berbagai provinsi dengan membuat visualisasi pola peta persebaran dengan variabel independen yang signifikan untuk setiap provinsi di Indonesia.

Kata Kunci: GWR, GWPR, GTWR, Kemiskinan, Spasial temporal.

**PERBANDINGAN METODE *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL REGRESSION* (GWPR) DAN *GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY WEIGHTED REGRESSION* (GTWR) UNTUK DATA SPASIAL (STUDI KASUS PENGARUH FAKTOR KEMISKINAN TERHADAP BESARAN UPAH MINIMUM PROVINSI DI INDONESIA TAHUN 2020 – 2022)**

Oleh

**MONICA RENTA APRIANI**

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar  
**SARJANA MATEMATIKA**

Pada

**Jurusan Matematika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Lampung**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2024**

Judul Skripsi : **PERBANDINGAN METODE  
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL  
REGRESSION (GWPR) DAN  
GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY  
WEIGHTED REGRESSION (GTWR) UNTUK  
DATA SPASIAL (STUDI KASUS PENGARUH  
FAKTOR KEMISKINAN TERHADAP  
BESARAN UPAH MINIMUM PROVINSI DI  
INDONESIA TAHUN 2020 – 2022**

Nama Mahasiswa : **Monica Renta Apriani**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2017031097**


Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

**MENYETUJUI**

1. **Komisi Pembimbing**

  
**Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.**  
NIP. 196501251990032001

  
**Dr. Agus Sutrisno, S.Si., M.Si.**  
NIP. 197008311999031002

2. **Ketua Jurusan Matematika**

  
**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP. 19740316 2005011001

**MENGESAHKAN**

1. Tim Penguji

Ketua : **Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.**



Sekretaris : **Dr. Agus Sutrisno, S.Si., M.Si.**



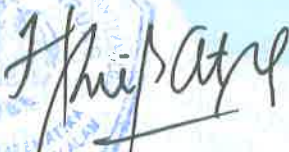
Penguji  
Bukan Pembimbing : **Widiarti, S.Si., M.Si.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



**Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.**  
NIP. 197110012005011002



**Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 9 Agustus 2024**

## PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Monica Renta Apriani  
Nomor Pokok Mahasiswa : 2017031097  
Jurusan : Matematika  
Judul Skripsi : **PERBANDINGAN METODE  
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL  
REGRESSION (GWPR) DAN  
GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY  
WEIGHTED REGRESSION (GTWR) UNTUK  
DATA SPASIAL (STUDI KASUS PENGARUH  
FAKTOR KEMISKINAN TERHADAP  
BESARAN UPAH MINIMUM PROVINSI DI  
INDONESIA TAHUN 2020 – 2022**

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 3 September 2024

Penulis,



**Monica Renta Apriani**  
**NPM. 2017031097**

## RIWAYAT HIDUP



Penulis bernama Monica Renta Apriani lahir di Jakarta, 29 April 2002. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara yang lahir dari pasangan Bapak Edward Manurung dan Ibu Asima Siringoringo.

Penulis memulai pendidikan di Taman Kanak-Kanak (TK) Berita Hidup pada tahun 2007-2008 dan menempuh pendidikan Sekolah Dasar Santo Lukas pada jenjang kelas 1 hingga 4. Kemudian penulis melanjutkan Sekolah Dasar Strada Cakung pada tahun 2012-2014. Selanjutnya penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Strada Nawar pada tahun 2014-2017 dan jenjang Sekolah Menengah Atas di SMAN 50 Jakarta pada tahun 2017-2020. Pada tahun 2020, penulis diterima sebagai mahasiswa S1 di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN).

Pada bulan Januari-Februari 2023, penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Badan Pusat Statistik (BPS) Republik Indonesia yang berlokasi di Jakarta Pusat dan menulis laporan hasil kerja praktik yang berjudul “Pembuatan Infografis Harga Produsen Pertanian, Entri Data SBH2022, Pembuatan Konten Instagram tentang IHK dan Inflasi, Pembuatan Leaflet Indeks Kesejahteraan Petani, dan Analisis Pengaruh Harga yang Diatur Pemerintah dan Harga yang Bergejolak terhadap Inflasi di Indonesia pada Tahun 2022. Selanjutnya pada bulan Juni-Agustus 2023, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Teluk Dalem Ilir, Kecamatan Rumbia, Kabupaten Lampung Tengah, Provinsi Lampung sebagai bentuk pengabdian kepada masyarakat dan bentuk pelaksanaan tri darma perguruan



tinggi negeri. Selanjutnya, sebagai bentuk aplikasi bidang ilmu di dunia kerja, penulis telah menyelesaikan Skripsi yang berjudul “Perbandingan Metode *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dan *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) untuk Data Spasial (Studi Kasus Pengaruh Faktor Kemiskinan terhadap Besaran Upah Minimum Provinsi di Indonesia Tahun 2020 – 2022)”.

## **MOTTO**

*“Cukuplah kasih karunia-Ku bagimu, sebab justru dalam kelemahanlah kuasa-Ku menjadi sempurna”*  
**(2 Korintus 12:9)**

*“Dan apa saja yang kamu minta dalam doa dengan penuh kepercayaan, kamu akan menerimanya”*  
**(Matius 21:22)**

*“Keberhasilan bukanlah milik orang yang pintar, Keberhasilan adalah kepunyaan mereka yang senantiasa berusaha”*  
**(B.J. Habibie)**

*“Karena masa depan sungguh ada, dan harapanmu tidak akan hilang”*  
**(Amsal 23:18)**

*“Ia membuat segala sesuatu indah pada waktunya”*  
**(Pengkhotbah 3:11a)**

## **PERSEMBAHAN**

*Dengan penuh rasa Syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa  
Saya persembahkan skripsi ini kepada:*

### **Kedua Orangtuaku tercinta**

Terima kasih kepada Papa Edward Hasintongan Manurung dan Mama Asima Siringoringo yang selalu memberikan dukungan dan memberikan doa yang tiada putusnya untuk penulis sehingga penulis mampu menyelesaikan studi sarjana hingga selesai.

### **Adik terkasih, Rachel Manurung**

Terima kasih atas dukungan untuk penulis menyelesaikan skripsi ini dan menjadi salah satu motivasi saya untuk memberikan contoh terbaik.

### **Dosen Pembimbing dan Pembahas**

Terima kasih kepada Ibu Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D., Bapak Dr. Agus Sutrisno, S.Si., dan Ibu Widiarti, S.Si., M.Si. atas bimbingan dan dukungan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi.

### **Teman Seperjuangan Matematika 2020**

Terima kasih telah memberikan pengalaman selama di bangku perkuliahan.

### **Almamater Tercinta**

Universitas Lampung

## SANWACANA

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmat-Nya, penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“Perbandingan Metode *Geographically Weighted Panel Regression (GWPR)* dan *Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR)* untuk Data Spasial (Studi Kasus Pengaruh Faktor Kemiskinan terhadap Besaran Upah Minimum Provinsi di Indonesia Tahun 2020 – 2022)”**. Penulisan skripsi ini dibuat sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana matematika (S.Mat) di jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alama, Universitas Lampung. Dalam penyusunan skripsi ini, penulis mendapat banyak dukungan dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing I yang telah banyak membantu penulis dalam memberikan bimbingan, motivasi, ilmu dan pengalaman selama penyusunan skripsi ini.
2. Bapak Dr. Agus Sutrisno, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembimbing II yang telah banyak membantu penulis dalam memberikan bimbingan, motivasi, ilmu dan pengalaman selama penyusunan skripsi ini.
3. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembahas yang telah memberikan evaluasi dan saran bagi perbaikan skripsi.
4. Bapak Dr. Ahmad Faisol, S.Si., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing Akademik yang banyak memberikan motivasi dan membimbing selama proses perkuliahan.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu pengetahuan Alam, Universitas Lampung.
7. Ibu Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, DEA, IPM., selaku Rektor Universitas Lampung.
8. Bapak dan Ibu dosen Jurusan Matematika yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan kepada penulis selama perkuliahan.
9. Seluruh staf dan karyawan di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
10. Orang yang paling berjasa dihidupku, Mama dan Papa. Terima kasih atas kepercayaan yang telah diberikan untuk hidup merantau dan jauh dari rumah. Terima kasih untuk segala pengorbanan, cinta, doa, semangat, dan nasihat yang selalu diberikan selama ini.
11. Adik penulis, Rachel. Terima kasih atas doa dan dukungan kepada penulis.
12. Keluarga Besar Pomp. Op. David Siringoringo dan Pomp. Op. Monica Manurung yang telah mendoakan, membantu, dan mendukung penulis selama masa perkuliahan dan penyusunan skripsi ini.
13. Rafli Harahap, yang menjadi salah satu penyemangat karena selalu menemani dan menjadi support system penulis pada hari yang tidak mudah selama proses pengerjaan skripsi. Terima kasih untuk dukungan, semangat, dan kebersamaan penulis dalam menyelesaikan skripsi ini. Terima kasih telah menjadi bagian dalam perjalanan ini hingga penyusunan skripsi ini selesai.
14. Sahabatku, Nova Hani Ika Ningtyas, yang telah ikut serta mendukung, mendoakan, menyemangati, dan menjadi pendengar yang baik bagi penulis untuk berkeluh kesah.
15. Adelia Febby Amara, Afra Nabilla Zury, Chyntia Taurinna Krisanti, Naomi Christa Meta Simamora, dan Niken Nadia Prabawati, selaku teman dekat penulis selama masa perkuliahan. Terima kasih telah ikut serta mendukung, membantu, dan berbagi cerita selama penulis menyelesaikan skripsi ini.
16. Kharisma Rozikin, selaku teman dekat penulis yang bertemu di Kuliah Kerja Nyata (KKN). Terima kasih untuk dukungan, motivasi, dan berbagi cerita dalam penyelesaian skripsi ini.

17. Teman seperbimbingan yang telah bersedia membantu penulis dengan memberikan informasi dan saling menyemangati.
18. Teman-teman Jurusan Matematika angkatan 2020 Universitas Lampung atas canda tawa, membantu, memberi semangat, dan memberi informasi terkait pembuatan skripsi ini.
19. Kepada diriku, Monica Renta Apriani. Terima kasih telah kuat menghadapi fase perkuliahan dengan baik. Walaupun prosesnya berat, terima kasih untuk tidak menyerah dan mampu berdiri tegak. Tetap rendah hati dan bersedia memberikan ilmu ini kepada orang lain. Ini baru awal dari perjalanan hidup, kamu pasti bisa.

Akhir kata, penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun serta dapat memberikan manfaat bagi penulis maupun pembaca.

Bandar Lampung, 3 September 2024

Penulis,

**Monica Renta Apriani**

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xv
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xvii
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xviii
<b>I. PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah .....	1
1.2 Tujuan Penelitian .....	4
1.3 Manfaat Penelitian .....	4
<b>II. TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	5
2.1 Analisis Spasial .....	5
2.2 Analisis Regresi Berganda .....	5
2.2.1 Uji Simultan .....	6
2.2.2 Uji Parsial .....	7
2.3 Analisis Regresi Data Panel .....	7
2.3.1 Model Regresi Data Panel .....	8
2.3.2 Pengujian Model Regresi Data Panel .....	10
2.4 Uji Normalitas .....	11
2.5 Uji Multikolinieritas .....	12
2.6 Pengujian Efek Spasial .....	13
2.6.1 Autokorelasi Spasial Global .....	13
2.6.2 Autokorelasi Spasial Lokal .....	14
2.6.3 Uji Heterogenitas Spasial .....	17
2.7 Uji Heterogenitas Temporal .....	18
2.8 Fungsi Pembobot Kernel .....	18
2.9 Penentuan <i>Bandwidth Optimum</i> .....	21
2.10 <i>Geographically Weighted Regression (GWR)</i> .....	21
2.11 <i>Geographically Weighted Panel Regression (GWPR)</i> .....	23
2.12 <i>Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR)</i> .....	24
2.13 Seleksi Model Terbaik .....	25

<b>III. METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>27</b>
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian .....	27
3.2 Data Penelitian.....	27
3.3 Metode Penelitian .....	29
<b>IV. HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>31</b>
4.1 Analisis Deskriptif.....	31
4.1.1 Peta Upah Minimum Provinsi di Indonesia Tahun 2020 – 2022 .....	31
4.1.2 Peta Jumlah Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2020 – 2022 .....	33
4.1.3 Peta Kepadatan Penduduk di Indonesia Tahun 2020 – 2022 ..	34
4.1.4 Peta Gini Rasio di Indonesia Tahun 2020 – 2022 .....	35
4.1.5 Peta Pekerjaan Informal tahun 2020 – 2022 .....	36
4.1.6 Peta Indeks Keparahan Kemiskinan Tahun 2020 – 2022 .....	38
4.2 Pembentukan Model Regresi Data Panel .....	39
4.3 Pengujian Asumsi Klasik FEM .....	42
4.4 Pengujian Efek Spasial .....	44
4.4.1 Autokorelasi Spasial Global .....	45
4.4.2 Autokorelasi Spasial Lokal .....	46
4.4.3 Heterogenitas Spasial .....	47
4.5 Penentuan Model GWPR .....	48
4.5.1 Estimasi Parameter Model GWPR .....	49
4.5.2 Pengujian Parsial Signifikansi Koefisien Lokal GWPR .....	49
4.6 Analisis Regresi Linear Berganda .....	51
4.6.1 Uji F .....	52
4.6.2 Uji Parsial .....	53
4.6.3 Uji Asumsi Klasik Regresi Linear Berganda.....	53
4.7 Pengujian Heterogenitas Spasial dan Heterogenitas Temporal .....	55
4.8 Penentuan Model GTWR .....	56
4.8.1 Estimasi Parameter Model GTWR.....	57
4.8.2 Pengujian Parsial Signifikansi Koefisien Lokal GTWR .....	58
4.9 Seleksi Model Terbaik .....	61
<b>V. KESIMPULAN .....</b>	<b>62</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>	<b>63</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>66</b>



## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Kuadran Moran's <i>scatterplot</i> .....	15
2. Model GWR dengan <i>fixed</i> kernel.....	18
3. Model GWR dengan <i>adaptive</i> kernel.....	19
4. Peta Rata-rata UMP di Indonesia Tahun 2020-2022.....	32
5. Peta Rata-rata Jumlah Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2020-2022 .....	33
6. Peta Rata-rata Kepadatan Penduduk Tahun 2020 - 2022.....	34
7. Peta Rata-rata Gini Rasio Tahun 2020 - 2022.....	35
8. Peta Rata-rata Pekerjaan Informal di Indonesia Tahun 2020-2022.....	37
9. Peta Rata-rata IKK di Indonesia Tahun 2020-2022 .....	38
10. Moran's <i>Scatterplot</i> .....	46
11. LISA <i>Cluster Map</i> .....	47
12. Peta Variabel Signifikan Model GWPR.....	50
13. Plot Heterogenitas Temporal.....	56
14. Peta Variabel Signifikan Model GTWR Tahun 2020.....	58
15. Peta Variabel Signifikan Model GTWR Tahun 2021 .....	59
16. Peta Variabel Signifikan Model GTWR Tahun 2022.....	60

## DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Data Penelitian .....	28
2. Hasil Uji <i>Chow</i> .....	39
3. Hasil uji <i>Hausman</i> .....	40
4. Hasil Regresi <i>Fixed Effect</i> Model (FEM) .....	41
5. Uji Normalitas Model <i>Fixed Effect</i> .....	43
6. Nilai VIF .....	43
7. Hasil uji homoskedastisitas Model <i>Fixed Effect</i> .....	44
8. Nilai <i>Global Moran's Index</i> .....	45
9. Perbandingan nilai <i>bandwidth optimum</i> GWPR .....	48
10. Variabel Signifikan GWPR .....	49
11. Hasil Uji F .....	52
12. Uji Parsial Regresi Berganda .....	53
13. Uji Normalitas Regresi Berganda .....	54
14. Nilai VIF Regresi Berganda .....	54
15. Uji heterogenitas spasial GTWR .....	55
16. Nilai CV pada fungsi kernel model GTWR .....	57
17. Seleksi Model Terbaik .....	61

## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang dan Masalah

Analisis spasial adalah metode untuk menemukan dan menggambarkan pola dari sebuah fenomena spasial, serta untuk memahami hubungan antar variabel geografis seperti persebaran, lingkungan, perilaku, sosial, dan ekonomi. Data spasial mencakup informasi letak, seperti garis bujur dan garis lintang, dan dapat direduksi ke dalam konsep topologi dasar yaitu titik, garis, dan area. Definisi tersebut juga disampaikan oleh (Priambodo *et al*, 2023), data yang berorientasi geografis dan suatu lokasi yang terdapat sistem koordinat tertentu sebagai referensinya adalah data spasial.

Analisis spasial penting dalam manajemen lingkungan, manajemen penyakit berbasis wilayah, dan perencanaan. Sistem Informasi Geografis (SIG) merupakan alat yang dapat digunakan untuk analisis data spasial. Analisis spasial membantu dalam pemetaan, pemodelan, dan pengambilan keputusan terkait kondisi permasalahan di suatu wilayah. Pengolahan data spasial memegang peran penting dalam manajemen lingkungan. Kesalahan dalam pengolahan dapat berdampak buruk dan menyebabkan berbagai bencana, baik dalam skala besar maupun kecil. Beberapa contoh bencana tersebut mungkin disebabkan oleh sistem pengolahan data spasial yang tidak terencana dan terorganisir dengan baik. Banyak pihak terlibat dalam pengolahan data spasial terutama terkait dengan pengelolaan lahan. Mereka memanfaatkan berbagai jenis data, termasuk data spasial terestris dan data penginderaan jauh. Lebih lanjut, lembaga seperti Badan Perencanaan Pembangunan Daerah (BAPPEDA) dan organisasi non-pemerintah seringkali terlibat dalam pengolahan data ini. Beberapa lembaga bahkan secara khusus

bertanggung jawab untuk mengelola data spasial untuk keperluan evaluasi, survei, dan pemetaan.

Pada penelitian ini akan menggunakan dua metode, yaitu metode *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dan metode *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR). Metode GWPR adalah metode yang menggabungkan antara model *geographically weighted regression* (GWR) dan regresi data panel (Amelia *et al*, 2023). Regresi data panel merupakan penggabungan antara data *cross-section* dengan data *time series*, dengan unit *cross-section* yang sama diukur oleh beberapa periode waktu yang berbeda (Nandita *et al*, 2019). Maka dari itu, data panel ini salah satu data dari beberapa individu yang sama diamati dalam kurun waktu tertentu. Metode GWPR tidak hanya mempertimbangkan informasi atribut dari suatu lokasi pengamatan, tetapi juga memperhitungkan informasi spasial dalam analisisnya. Hal tersebut diperkuat oleh jurnal penelitian (Martha *et al*, 2021), metode yang cocok dalam menangani spasial pada analisis regresi panel adalah metode GWPR. Metode GWPR memberikan keuntungan signifikan dengan memungkinkan pengaruh suatu variabel bervariasi antar wilayah tanpa harus berasumsi bahwa hubungan yang sama berlaku untuk seluruh wilayah penelitian. Pada penggunaan metode GWPR adalah kemampuannya dalam menghasilkan parameter yang bersifat lokal, yang memperhitungkan pembobotan spasial.

Metode selanjutnya yaitu *Geographically Temporal Weighted Regression* (GTWR) adalah metode analisis regresi yang memodelkan hubungan antara variabel dependen dan variabel independen. Selain itu, metode *Geographically and Temporally Weighted Regression* (GTWR) model yang diperluas dari *Geographically Weighted Regression* (GWR) yang dikembangkan untuk menganalisis non-stasioneritas spatiotemporal (Que *et al*, 2021). Secara pembahasan bahwa metode GTWR ini merupakan pengembangan dari model GWR untuk menangani ketidakstasioneran suatu data baik dari sisi spasial maupun temporal secara bersamaan (Widiyanti *et al*, 2014). GTWR menggabungkan informasi temporal dan spasial dalam matriks pembobot dalam mengidentifikasi adanya heterogenitas spasial dan temporal (Widiyanti *et al*,

2014). Pada penelitian ini akan membandingkan model GWPR dengan model GTWR dalam memahami perbedaan-perbedaan yang terjadi di antara wilayah-wilayah yang berbeda terkait faktor kemiskinan terhadap besaran upah minimum provinsi (UMP) di Indonesia. Dengan demikian, model GWPR tidak hanya memberikan gambaran yang lebih akurat tentang hubungan antar variabel dalam spasial, tetapi juga memungkinkan identifikasi pola yang unik dan spesifik di setiap wilayah. Sedangkan model GTWR tidak hanya memberikan adanya heterogenitas spasial, melainkan juga heterogenitas secara temporal yang memungkinkan identifikasi pola yang unik dan spesifik di setiap provinsi di Indonesia.

Masalah yang dihadapi di Indonesia yaitu kemiskinan. Salah faktor adanya kemiskinan yaitu ketiadaan kepemilikan dan rendahnya tingkat pendapatan. Selain itu, kemiskinan ini suatu penggambaran kondisi dimana tidak terpenuhinya kebutuhan dasar manusia, yaitu pangan, papan dan sandang. Permasalahan di Indonesia memiliki keragaman ekonomi, sosial, dan geografis yang signifikan. Dalam beberapa tahun terakhir, perhatian terhadap pendapatan yang didapat pada setiap provinsi di Indonesia yang tidak meningkat seiring dengan pertumbuhan populasi dan perubahan sosial ekonomi akan memperbanyak jumlah kemiskinan apabila jumlah pendapatan upah minimum provinsi bernilai kecil.

Pada penelitian ini, akan membandingkan antara metode *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dan metode *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) dalam pengaruh faktor kemiskinan terhadap besaran upah minimum provinsi (UMP), yang ada di provinsi-provinsi Indonesia selama periode tahun 2020 hingga 2022, Dalam penelitian ini, metode GWPR dan GTWR akan menunjukkan variasi pengaruh variabel antar lokasi dengan memberikan parameter lokal beserta bobot kernel. Dalam memilih bandwidth optimal fungsi pembobotan kernel, dapat digunakan metode *cross-validation* (CV) dengan nilai minimum. Pada penelitian ini akan mengukur model terbaik antara metode GWPR dan GTWR dapat dilihat dari nilai  $R^2$  terbesar, RMSE terkecil, dan AIC.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membandingkan metode *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dengan metode *Geographically Temporal Weighted Regression* (GTWR) untuk mengetahui faktor-faktor kemiskinan terhadap besaran upah minimum provinsi (UMP) pada tahun 2020-2022.
2. Menganalisis adanya pengaruh spasial dan temporal pada data spasial di Indonesia pada tahun 2020-2022

## 1.3 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian yang telah dibentuk, maka diperoleh beberapa manfaat penelitian antara lain:

1. Mengetahui metode *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dan metode *Geographically Temporal Weighted Regression* (GTWR) pada data upah minimum provinsi dan faktor kemiskinan untuk setiap provinsi.
2. Memberikan pemahaman persebaran hubungan antara faktor kemiskinan dan besaran upah minimum provinsi pada setiap provinsi di Indonesia.
3. Mengidentifikasi pola spasial-temporal kemiskinan dan upah minimum provinsi di setiap wilayah di Indonesia, serta memberikan wawasan tentang distribusi geografis masalah sosial tersebut.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Analisis Spasial

Analisis spasial merupakan penggunaan data geografis dalam memahami pola, hubungan, dan distribusi di dalam ruang. Selain itu, tujuan utamanya dari analisis spasial adalah pemahaman terkait fenomena geografis serta memprediksi pola untuk pengambilan keputusan dalam berbasis lokasi. Analisis spasial juga terdapat data spasial yang mengaitkan objek yang ada di dalam ruang bumi, berdasarkan Hukum Tobler dijelaskan bahwa sesuatu yang saling berhubungan satu sama lain di geografis dapat dikatakan bahwa objeknya berdekatan dan memiliki pengaruh lebih besar daripada yang jauh.

### 2.2 Analisis Regresi Berganda

Analisis regresi berganda adalah metode lanjutan dari analisis regresi sederhana dengan menggunakan dua variabel atau lebih untuk meramalkan nilai suatu variabel dependen. Analisis regresi berganda digunakan untuk memprediksi nilai variabel dependen berdasarkan dua atau lebih variabel independennya dan mengetahui hubungan antara variabel-variabel independennya dengan variabel dependen. Adapun persamaan model yang digunakan dalam regresi linear berganda sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (2.1)$$

dengan:

$Y$  : variabel dependen

$\beta_0$  : *intersep*

$X_k$  : variabel independent ke-  $k$

$k$  : banyaknya variabel independen

$\varepsilon$  : *error*

### 2.2.1 Uji Simultan

Uji Simultan atau uji F dilakukan untuk mengetahui apakah semua variabel bebas berpengaruh secara simultan terhadap variabel terikat. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah sebagai berikut:

$H_0$  : Variabel independen tidak memiliki pengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen

$H_1$  : Variabel independen memiliki pengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$F_{statistik} = \frac{SSR/(p-1)}{SSE/(n-p)} \sim F_{1-\alpha(p-1;n-p)} \quad (2.2)$$

Jika  $F_{hitung} > F_{tabel}$  maka dapat cukup bukti untuk tolak  $H_0$ . Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa minimal terdapat satu variabel independent yang berpengaruh terhadap model.



### 2.2.2 Uji Parsial

Uji parsial dilakukan untuk melihat pengaruh dari masing-masing variabel independen terhadap variabel dependen. Hipotesis yang digunakan dalam uji T adalah sebagai berikut:

- $H_0$  : Variabel independen secara parsial tidak memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen.
- $H_1$  : Variabel independent secara parsial memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen.

Statistik uji yang digunakan dalam pengujian ini adalah sebagai berikut:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_i}{Se(\hat{\beta}_i)} \sim t_{\frac{\alpha}{2}(n-p)} \quad (2.3)$$

Jika nilai  $t_{hitung} > t_{tabel}$  maka terdapat cukup bukti untuk menolak  $H_0$ . Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa variabel  $\beta_i$  secara parsial berpengaruh signifikan terhadap model.

### 2.3 Analisis Regresi Data Panel

Analisis regresi data panel merupakan analisis regresi yang digunakan untuk mengamati hubungan antar variabel dependen dengan variabel independen yang didasarkan pada data panel. Data panel adalah gabungan antara data runtun waktu (*time series*) dan data silang (*cross section*) (Caraka & Yasin, 2017). Keuntungan dengan menggunakan data panel adalah sebagai berikut (Baltagi, 2005):

- a. Data panel dapat digunakan untuk mengontrol heterogenitas individu sehingga dapat digunakan untuk membangun model yang lebih kompleks
- b. Data panel dapat memberikan data yang lebih informatif, lebih banyak variabilitas, lebih sedikit kolinearitas antar variabel, lebih banyak derajat kebebasan dan lebih efisien.

- c. Data panel lebih mampu mempelajari dinamika penyesuaian (*dynamics of adjustment*) sehingga cocok untuk menganalisis data ekonomi.
- d. Data panel mampu mengidentifikasi serta mengukur efek yang tidak dapat dideteksi dalam data *cross-section* murni atau *time series* murni.
- e. Data panel mampu memberikan prediksi yang lebih baik mengenai perilaku individu.
- f. Data panel menghasilkan estimasi parameter yang lebih reliabel dan stabil.

Berikut ini merupakan model regresi data panel menurut (Ratnasari *et al*, 2023):

$$y_{it} = \alpha + X'_{it}\beta + \varepsilon_{it} \quad (2.4)$$

dengan:

$$y_{it} = \begin{bmatrix} y_{i1} \\ y_{i2} \\ \vdots \\ y_{iT} \end{bmatrix} \quad X_{it} = \begin{bmatrix} X_{1i1} & X_{2i1} & \dots & X_{ki1} \\ X_{1i2} & X_{2i2} & \dots & X_{ki2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{1iT} & X_{2iT} & \dots & X_{kiT} \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} \quad \varepsilon_{it} = \begin{bmatrix} \varepsilon_{i1} \\ \varepsilon_{i2} \\ \vdots \\ \varepsilon_{iT} \end{bmatrix}$$

### 2.3.1 Model Regresi Data Panel

Menurut jurnal penelitian (Ratnasari *et al*, 2023) *Common Effect Model* (CEM), *Fixed Effect Model* (FEM), dan *Random Effect Model* (REM) adalah tiga pendekatan yang biasanya digunakan dalam proses estimasi model regresi data panel. Memperkirakan parameter untuk CEM dan FEM menggunakan *Ordinary Least Squares* (OLS) . Saat memperkirakan parameter REM, digunakan *Generalized Least Squares*, sedangkan intercept FEM dinyatakan dengan variabel *dummy* (GLS)

#### a. *Common Effect Model* (CEM)

Pendekatan ini mengasumsikan tidak terdapat perbedaan perilaku individu dari waktu ke waktu, sehingga *intersep* dan *slope* antar individu diasumsikan tetap sepanjang waktu dan individu. Metode estimasi yang digunakan adalah *Ordinary Least Squares* (OLS). Berikut ini merupakan persamaan model regresi CEM:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{1it} + \beta_2 X_{2it} + \dots + \beta_k X_{kit} + \varepsilon_{it} \quad (2.5)$$

dengan:

- $Y_{it}$  : variabel respon untuk individu  $i$  pada waktu  $t$
- $X_{kit}$  : variabel prediktor ke- $k$ , individu ke- $i$ , dan periode- $t$
- $\beta$  : vektor koefisien regresi (*slope*) berukuran  $1 \times k$  ( $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ )
- $\varepsilon_{it}$  : *error* individu ke- $i$  waktu ke- $t$

b. Model *Fixed Effect* (FEM)

FEM adalah metode estimasi regresi data panel yang digunakan karena dapat mengakomodasi karakteristik antar individu, yang disesuaikan melalui *intersep*. Model dapat diperkirakan menggunakan regresi *dummy* di mana setiap individu dan waktu akan menjadi variabel *dummy*. Beberapa jenis model FEM dijelaskan bahwa FEM memiliki kemiringan yang konstan tetapi variasi dalam koefisien intersep untuk setiap individu. Model ini mengabaikan efek waktu, tetapi ada efek yang berbeda antara individu. Rumus dengan kondisi berikut ditulis dalam:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 D_{1i} + \dots + \alpha_{N-1} D_{N-1i} + \beta_1 X_{1it} + \dots + \beta_k X_{kit} + \varepsilon_{it} \quad (2.6)$$

dengan:

- $y_{it}$  : variabel dependen individu ke  $-i$  waktu ke- $t$
- $\alpha$  : intersep
- $\beta$  : vektor koefisien regresi (*slope*) berukuran  $1 \times k$  ( $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ )
- $X_{it}$  : variabel prediktor ke- $k$ , individu ke- $i$ , dan periode- $t$
- $\varepsilon_{it}$  : *error* individu ke- $i$  waktu ke- $t$
- $i$  : unit individu = 1, 2, 3, ..., N
- $t$  : unit waktu = 1, 2, 3, ..., T
- $k$  : jumlah variabel independen
- $D_i$  : kategori *dummy* untuk individu  $I$

c. Model *Random Effect* (REM)

REM adalah pendekatan terakhir dalam memperkirakan model regresi data panel. Model ini muncul dari FEM, yang tidak mewakili model yang sebenarnya, sehingga REM digunakan dengan Persamaan umum yang ditulis di bawah ini:

$$Y_{it} = \alpha_1 + \chi'_{it}\beta + w_{it} \quad (2.7)$$

$$w_{it} = \varepsilon_{it} + u_i \cdot \varepsilon_{it} \quad (2.8)$$

$w_{it} = \varepsilon_{it} + u_i \cdot \varepsilon_{it}$  adalah kombinasi komponen kesalahan antara penampang dan deret waktu, dan  $u_i$  adalah komponen kesalahan dari data penampang.

dengan:

$y_{it}$  : variabel dependen individu ke  $-i$  waktu ke- $t$  b

$\alpha$  : intersep

$\beta$  : vektor koefisien regresi (*slope*) berukuran  $1 \times k$  ( $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ )

$\chi_{it}$ : matriks variabel independen individu ke- $i$  waktu ke- $t$  berukuran

$1 \times k$  ( $\chi_{1it}, \chi_{2it}, \chi_{3it}$ )

$\varepsilon_{it}$  : *error* individu ke  $-i$  waktu ke  $-t$

$i$  : unit individu = 1,2,3,..., N

$t$  : unit waktu = 1,2,3,..., T

$k$  : jumlah variabel independen

### 2.3.2 Pengujian Model Regresi Data Panel

#### a. Uji Chow

Uji *chow* dilakukan untuk menguji keberadaan efek individu dalam data panel.

Dengan demikian, hipotesis alternatif dari model ini merupakan model *fixed effect*. Uji *chow* ini untuk memilih antara model CEM dan FEM dengan formulasi hipotesis sebagai berikut

$H_0$  :  $\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$  (Model yang cocok adalah CEM)

$H_1$  : Setidaknya ada satu  $\beta_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, k$  (Model yang cocok adalah FEM)

Uji statistik untuk *uji chow* adalah sebagai berikut:

$$chow = \frac{(RSS_{CEM} - RSS_{FEM}) / (n-1)}{RSS_{FEM} / (nT - n - k)} \sim F_{(df1, df2):\alpha} \quad (2.9)$$

dengan:

- $n$  : jumlah pengamatan
- $T$  : jumlah waktu atau periode waktu
- $k$  : jumlah variabel independen
- $RSS_i$  : *residual sum of squares* dari CEM atau FEM

#### b. Uji *Hausman*

Uji *hausman* dilakukan setelah uji *chow* menyimpulkan bahwa model FEM adalah yang terbaik. Selanjutnya perlu dilakukan pengujian untuk memilih model terbaik antara model FEM dan REM dengan rumusan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  :  $E(w_{it}|X_{it}) = 0$  (Model yang cocok adalah REM)

$H_1$  :  $E(w_{it}|X_{it}) \neq 0$  (Model yang cocok adalah FEM)

Uji statistik untuk uji *hausman* adalah sebagai berikut:

$$W = (\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM})' [var(\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM})]^{-1} (\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM}) \sim X^2(K) \quad (2.10)$$

dengan:

$\hat{\beta}_{FEM}$  : vektor estimasi *slope* FEM

$\hat{\beta}_{REM}$  : vektor estimasi *slope* REM

## 2.4 Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk mengetahui *error* berdistribusi normal atau tidak dengan rata-rata bernilai nol dan *varians*  $\sigma^2$ . Dalam penelitian ini digunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dan *QQ-Plot* untuk menguji normalitas. Berikut hipotesis yang digunakan dalam uji normalitas

$H_0$  : residual mengikuti distribusi normal

$H_1$  : residual tidak mengikuti distribusi normal

Statistik uji yang digunakan yaitu:

$$D^* = maks|F_a(X) - F_e(X)| \sim D_a \quad (2.11)$$

dengan:

$F_a(X)$  : distribusi frekuensi kumulatif relatif dari data aktual

$F_e(X)$  : distribusi frekuensi kumulatif teoritis (berdasarkan kurva normal

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{s}$$

Pengambilan keputusan  $H_0$  ditolak jika  $D_{Hitung} > D_{tabel}$  atau  $p\text{-value} < 5\%$ . Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa data tidak berdistribusi normal.

## 2.5 Uji Multikolinieritas

Multikolinieritas adalah keadaan di mana terdapat korelasi kuat antar variabel independen. Indikator yang digunakan untuk mendeteksi adanya multikolinieritas adalah *Variance Inflation Factors* (VIF). Nilai masing – masing VIF dinyatakan dalam persamaan rumus berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.12)$$

dimana

$$R_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^N [(x_{ji} - \bar{x}_j) - (x_{ki} - \bar{x}_k)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{ji} - \bar{x}_j)^2 \sum_{i=1}^N (x_{ki} - \bar{x}_k)^2}} \quad (2.13)$$

dengan:

$R_j^2$  : nilai koefisien determinasi variabel independent ke-j dengan variabel independen lainnya, Dimana  $j \neq k$

Jika nilai  $VIF_j > 10$  mengindikasikan bahwa terdapat multikolinieritas antara variabel independen.

## 2.6 Pengujian Efek Spasial

Pengujian efek spasial bertujuan untuk mengetahui data pengamatan yang mengidentifikasi heterogenitas spasial. Efek spasial yang ada pada data spasial yang dihasilkan terdapat 2 efeknya, yaitu spasial (*spatial dependency*) dan heterogenitas spasial (*spatial heterogeneity*). Ketergantungan spasial (*spatial dependency*) atau juga autokorelasi spasial adalah keadaan yang menunjukkan adanya keterkaitan karakteristik dari suatu wilayah dengan wilayah di sekitarnya. Autokorelasi spasial terbagi menjadi dua, yaitu autokorelasi spasial global dan autokorelasi spasial lokal. Sedangkan heterogenitas spasial (*spatial heterogeneity*) mengacu pada keragaman karakteristik dari masing-masing lokasi pengamatan (Anselin, 1988).

### 2.6.1 Autokorelasi Spasial Global

Autokorelasi spasial global digunakan untuk mengetahui keterkaitan spasial antar wilayah secara global. Metode statistik yang digunakan untuk mendeteksi adanya autokorelasi spasial global adalah *Global Moran's I*. Statistik uji *Global Moran's I* merupakan ukuran dari hubungan antar pengamatan dari wilayah yang berdekatan. Pengukuran autokorelasi spasial dengan *Global Moran's I* adalah sebagai berikut (Lin *et al*, 2024):

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{ij}} \quad (2.14)$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (2.15)$$

dengan:

$n$  : jumlah lokasi pengamatan

$x_{i,j}$  : nilai pengamatan lokasi  $i$  dan  $j$

$\omega_{ij}$  : elemen matriks bobot spasial

Rentang nilai *Global Moran's I* yang dihasilkan yaitu antara -1 sampai 1. Nilai *I* sebesar -1 sampai 0 menunjukkan adanya autokorelasi spasial negatif sedangkan nilai *I* sebesar 0 sampai 1 menunjukkan adanya autokorelasi spasial positif. Apabila nilai *I* mendekati nilai 0, maka hal ini menunjukkan bahwa tidak terdapat keterkaitan antar wilayah (Anselin, 1988). Sementara itu, nilai *I* yang negatif menunjukkan terjadinya pengelompokan wilayah dengan karakteristik yang berbeda, sedangkan nilai *I* yang positif menunjukkan terjadinya pengelompokan wilayah dengan karakteristik yang sama.

### 2.6.2 Autokorelasi Spasial Lokal

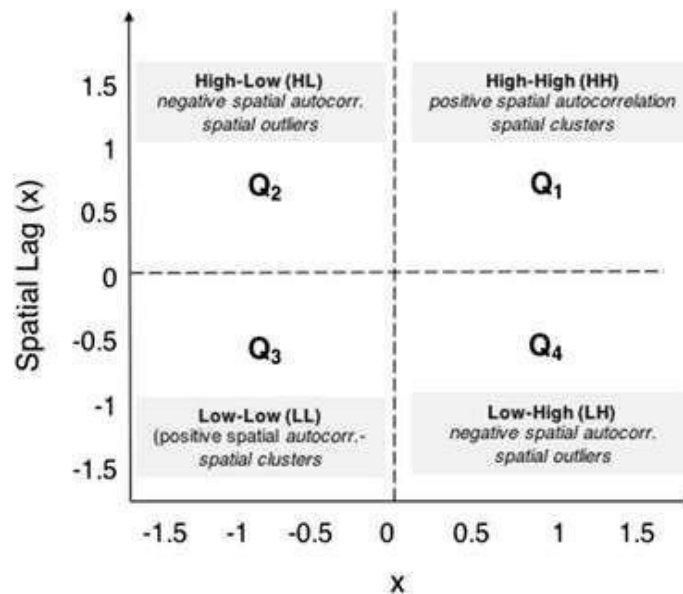
Pola lokal autokorelasi spasial disarankan oleh Getis & Ord (1992) dan Anselin (1995) sebagai perspektif yang tepat untuk memahami ketidakstabilan lokal dan dinyatakan sebagai indikator lokal asosiasi spasial (LISA), lokal *Gi*, dan lokal Statistik. Deskripsi serupa dari autokorelasi lokal ini disebut "*hot spot*" oleh Cressie (1993). Statistik lokal dapat mengukur ketergantungan hanya pada sebagian dari seluruh area yang diteliti dan mengidentifikasi autokorelasi antara satu *xi* dan tetangganya dalam jarak tertentu dari titik itu. Penerapan statistik spasial lokal telah dirangkum dalam tiga aspek: (i) mengidentifikasi 'titik panas' yang ada; (ii) menilai asumsi stasioneritas; (iii) menilai pengaruh lokasi individu terhadap statistik global dan mengidentifikasi pencilan (Anselin, 1995; Getis & Ord, 1996).

Autokorelasi spasial lokal digunakan untuk mengetahui secara spesifik wilayah - wilayah mana saja yang secara signifikan berpengaruh terhadap nilai autokorelasi spasial global. Pengujian autokorelasi spasial lokal dilakukan dengan menggunakan *Moran's scatterplot* dan *Local Indicators of Spatial Association* (LISA). *Moran's scatterplot* digunakan untuk mengetahui pola pengelompokan wilayah secara spasial sedangkan LISA digunakan untuk menunjukkan wilayah mana saja yang signifikan mengelompok secara spasial.



### 1. *Moran's Scatterplot*

*Moran's scatterplot* merupakan sebuah diagram yang dapat digunakan sebagai gambaran hubungan antara nilai pengamatan dengan nilai rata-rata di suatu wilayah disekitarnya yang telah distandarisasi. *Moran's scatterplot* terbagi menjadi empat kuadran sebagai berikut (Anselin, 2005):



Gambar 1. Kuadran *Moran's scatterplot*

- a. Kuadran I (*High-High*) merupakan suatu wilayah yang memiliki nilai pengamatan yang tinggi dan dikelilingi oleh wilayah yang memiliki nilai pengamatan yang tinggi.
- b. Kuadran II (*Low-High*) merupakan suatu wilayah dengan nilai pengamatan yang rendah tetapi dikelilingi oleh wilayah yang memiliki nilai pengamatan yang tinggi.
- c. Kuadran III (*Low-Low*) merupakan suatu wilayah yang memiliki nilai pengamatan yang rendah dan dikelilingi oleh wilayah yang memiliki nilai pengamatan yang rendah pula.
- d. Sedangkan kuadran IV (*High-Low*) menunjukkan suatu wilayah dengan nilai pengamatan yang tinggi tetapi dikelilingi oleh oleh wilayah dengan nilai pengamatan yang rendah.

Apabila titik pengamatan mayoritas berada pada kuadran I dan III, maka autokorelasi spasial yang dihasilkan akan memiliki kecenderungan bernilai positif. Sedangkan sebaliknya, jika titik pengamatan mayoritas berada pada kuadran II dan IV, maka autokorelasi spasial yang terbentuk akan memiliki kecenderungan bernilai negatif.

## 2. *Local Indicators of Spatial Association (LISA)*

Hubungan antar wilayah pengamatan dengan wilayah pengamatan lainnya dapat ditunjukkan oleh *Local Indicators of Spatial Association (LISA)*. Selain itu, LISA juga digunakan untuk melihat wilayah yang berkontribusi paling besar terhadap nilai autokorelasi spasial global. Statistik uji LISA digunakan untuk menguji hipotesis dari distribusi acak dengan membandingkan nilai dari setiap pengamatan pada wilayah tertentu dengan wilayah disekitarnya. Hipotesis yang digunakan untuk pengujian statistik LISA adalah sebagai berikut:

$$H_0: I_i = I_0 \quad (\text{Tidak terdapat autokorelasi spasial})$$

$$H_0: I_i \neq I_0 \quad (\text{terdapat autokorelasi spasial})$$

Statistik uji yang digunakan untuk setiap pengamatan ke- $i$  adalah sebagai berikut:

$$I_i = \frac{(y_i - \bar{y}) \sum_j W_{ij} (y_j - \bar{y})}{\frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}{n}} ; j \neq i \quad (2.16)$$

dengan:

$n$  : banyaknya wilayah pengamatan

$y_i$  : nilai pengamatan pada wilayah ke- $i$

$y_j$  : nilai pengamatan pada wilayah ke- $j$

$\bar{y}$  : nilai rata-rata seluruh wilayah

$W_{ij}$  : nilai matriks penimbang spasial pada baris ke- $i$  kolom ke- $j$

Sama halnya dengan *Global Moran's I*, nilai 1, berada diantara -1 sampai 1. Nilai positif menunjukkan pengelompokan nilai pengamatan yang sama (*High-High* dan *Low-Low*). Sedangkan sebaliknya nilai negatif menunjukkan pengelompokan nilai pengamatan yang berbeda (*Low-High* dan *High-Low*). Dengan menggunakan LISA, dapat dilihat wilayah mana saja yang signifikan dan tidak signifikan. LISA

mengelompokkan wilayah ke dalam empat jenis asosiasi spasial yang divisualisasikan dengan menggunakan LISA *cluster map*, yaitu *hotspot (High-High)*, *coldspot (Low-Low)* dan *outliers (Low-High dan High-Low)*.

### 2.6.3 Uji Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial adalah suatu keadaan tentang pengukuran keragaman antar lokasi dengan lokasi lainnya berbeda-beda secara spasial (Fotheringham et al, 2002). Heterogenitas spasial disebabkan oleh berbagai faktor seperti kesenjangan antar wilayah dimana terdapat wilayah terdepan dan tertinggal, tingkatan wilayah, dan sebagainya, yang diperhitungkan dalam pembentukan model pada setiap wilayah pengamatan (Anselin, 1988)

Salah satu pengujian untuk mendeteksi heterogenitas spasial dapat dilakukan dengan uji *Breusch-Pagan* dengan hipotesis sebagai berikut (Breusch-Pagan, 1979):

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$  (tidak terdapat heterogenitas spasial)

$H_1$ : minimal terdapat satu  $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$  (terdapat heterogenitas spasial)

Dengan statistik uji sebagai berikut:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}' \mathbf{Z} (\mathbf{Z}' \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}' \mathbf{f} \sim \chi_{\alpha(p)}^2 \quad (2.17)$$

dengan:

$\mathbf{f}$  :  $(f_1, f_2, \dots, f_n)^T$  dengan  $f_i = \frac{e_i^2}{\sigma^2}$

$e_i^2$  : kuadrat residual pengamatan ke- $i$ ,  $e_i = y_i - \hat{y}_i$

$\sigma^2$  : nilai *varians* dari residual  $e_i$

$\mathbf{Z}$  : matriks berdimensi  $n \times p$  yang berisi vektor yang terstandarisasi untuk setiap pengamatan.

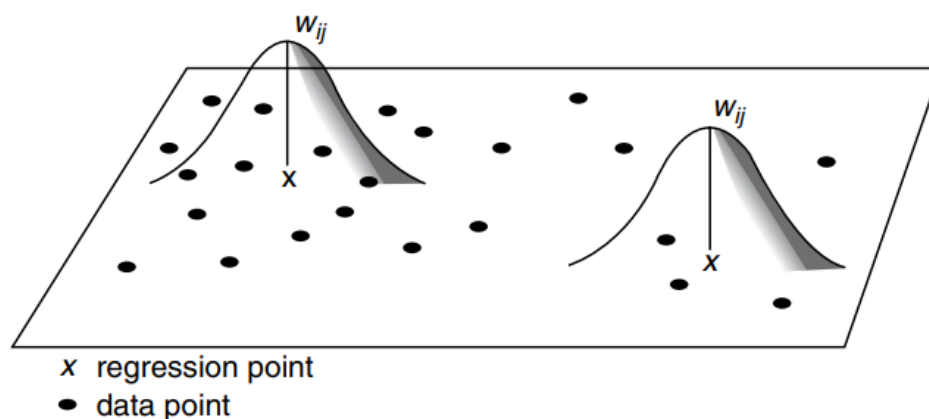
Berdasarkan pengujian tersebut, kriteria penolakan  $H_0$  yaitu ketika nilai statistik uji  $BP > \chi_{\alpha(p)}^2$  atau ketika nilai *p-value*  $< \alpha$ .

## 2.7 Uji Heterogenitas Temporal

Pengujian heterogenitas temporal dijelaskan dalam bentuk *boxplot*. Dalam pengujian heterogenitas temporal apabila terdapat kenaikan outlier dan ukuran pada boxplotnya akan ada terjadinya heterogenitas temporal di datanya.

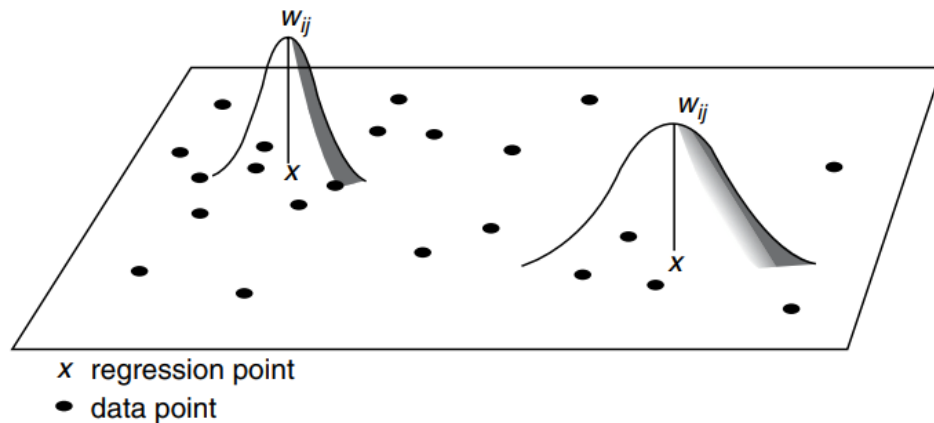
## 2.8 Fungsi Pembobot Kernel

Peran pembobot sangat penting karena nilai pembobot mewakili letak data observasi antara satu dengan yang lainnya. Menurut (Chasco & Gallo, 2015), pembobotan sendiri dapat dilakukan dengan menggunakan metode yang berbeda-beda, diantaranya dengan menggunakan fungsi kernel. Penggunaan *bandwidth* pada fungsi kernel dibagi menjadi dua, yaitu *fixed bandwidth* yang nilainya tetap dan *adaptive bandwidth* yang nilainya menyesuaikan atau adaptif (Fotheringham *et al*, 2002). *Fixed kernel* memiliki *bandwidth* yang sama untuk semua lokasi pengamatan sedangkan *adaptive kernel* memiliki *bandwidth* yang berbeda untuk setiap titik lokasi pengamatan.



Gambar 2. Model GWR dengan *fixed kernel*

Berdasarkan Gambar 2, model GWR dengan *fixed kernel* akan diestimasi menggunakan data yang cenderung sedikit dikarenakan jumlah titik data yang tercakup dalam *bandwidth* cenderung sedikit. Hal ini menyebabkan hasil estimasi memiliki nilai *standard error* yang besar. Sehingga untuk mengatasi permasalahan tersebut, digunakan fungsi *adaptive kernel* pada model GWPR yang dapat dilihat pada Gambar 3 dibawah ini:



Gambar 3. Model GWR dengan *adaptive kernel*

Berikut ini merupakan fungsi pembobot kernel yang umum digunakan:

1. *Fixed Gaussian*

$$w_{ij} = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2} \quad (2.18)$$

dengan:

$w_{ij}$  : matriks pembobot spasial untuk wilayah pengamatan ke- $i$  dan  $j$

$d_{ij}$  : jarak *Euclidean*

$b$  : parameter penghalus (*bandwidth*)

2. *Fixed Exponential*

$$w_{ij} = e^{-\frac{d_{ij}}{b}} \quad (2.19)$$

dengan:

$w_{ij}$  : matriks pembobot spasial untuk wilayah pengamatan ke- $i$  dan  $j$

$d_{ij}$  : jarak *Euclidean*

$b$  : parameter penghalus (*bandwidth*)

### 3. Fixed Bi-square

$$w_{ij} = \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right)^2 \quad (2.20)$$

dengan:

$w_{ij}$  : matriks pembobot spasial untuk wilayah pengamatan ke- $i$  dan  $j$

$d_{ij}$  : jarak *Euclidean*

$b$  : parameter penghalus (*bandwidth*)

### 4. Adaptive Gaussian

$$w_{ij} = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^2} \quad (2.21)$$

dengan:

$w_{ij}$  : matriks pembobot spasial untuk wilayah pengamatan ke- $i$  dan  $j$

$d_{ij}$  : jarak *Euclidean*

$b_i$  : *bandwidth adaptive* berbeda untuk lokasi ke- $i$

### 5. Adaptive Exponential

$$w_{ij} = e^{-\frac{d_{ij}}{b_i}} \quad (2.22)$$

dengan:

$w_{ij}$  : matriks pembobot spasial untuk wilayah pengamatan ke- $i$  dan  $j$

$d_{ij}$  : jarak *Euclidean*

$b_i$  : *bandwidth adaptive* berbeda untuk lokasi ke- $i$

### 6. Adaptive Bi-square

$$w_{ij} = \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^2\right)^2 \quad (2.23)$$

dengan:

$w_{ij}$  : matriks pembobot spasial untuk wilayah pengamatan ke- $i$  dan  $j$

$d_{ij}$  : jarak *Euclidean*

$b_i$  : *bandwidth adaptive* berbeda untuk lokasi ke- $i$

## 2.9 Penentuan *Bandwidth Optimum*

*Bandwidth optimum* dapat ditemukan dengan meminimalkan beberapa model *Goodness of Fit* diagnostik, seperti skor *Cross-Validation* (CV), sesuai dengan penelitian (Loader, 1999). Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Cleveland (1979) dan dikembangkan lebih lanjut oleh Bowman (1984). Nilai *Cross-Validation* (CV) hanya memperhitungkan akurasi prediksi model, sehingga memungkinkan penentuan *bandwidth* yang optimal untuk mencapai hasil prediksi yang lebih akurat. Nilai CV diperoleh dari persamaan berikut:

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(b)]^2 \quad (2.24)$$

Dimana  $\hat{y}_{\neq i}(b)$  merupakan nilai prediksi untuk  $y_i$  (*fixed value*) di mana pengamatan untuk wilayah ke- $i$  tidak termasuk dalam proses perhitungan jumlah kuadrat (kalibrasi model) *Bandwidth* optimal yang dipilih adalah *bandwidth* dengan nilai CV paling rendah.

## 2.10 *Geographically Weighted Regression* (GWR)

*Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah salah satu metode statistika yang digunakan untuk menganalisis data yang mengandung heterogenitas spasial (Fotheringham *et al*, 2002). Model ini merupakan pengembangan dari model regresi klasik dengan menambahkan penimbang dalam modelnya. Dalam model GWR estimasi parameter yang dihasilkan bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi pada data. Selain itu, dalam model GWR variabel dependen diestimasi dengan variabel independen dimana masing – masing koefisien regresinya

tergantung pada koordinat lokasi data tersebut. Persamaan model *Geographically Weighted Regression* (GWR) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0(U_i, V_i) + \sum_{k=1}^n \beta_k(u_i, v_i)X_{ik} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p \quad (2.25)$$

dengan:

- $Y_i$  : variabel dependen lokasi ke- $i$
- $\beta_0(u_i, v_i)$  : intersep
- $\beta_k(u_i, v_i)$  : koefisien regresi lokal variabel independen ke- $k$ , observasi ke- $i$
- $X_{ik}$  : variabel independen ke- $k$ , lokasi ke- $i$
- $\varepsilon_i$  : *error*
- $u_i, v_i$  : koordinat *longitude* dan *latitude* lokasi ke- $i$

Berbeda dengan regresi klasik yang menggunakan OLS dalam mengestimasi parameter, estimasi parameter GWR dilakukan dengan menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS). Hal ini menunjukkan adanya perbedaan pembobotan di setiap lokasi dari data tersebut. Pembobotan dilakukan berdasarkan kedekatan antar titik lokasi pengamatan. Estimasi parameter pada GWR dalam bentuk matriks dapat ditulis dengan bentuk berikut:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = \left( \hat{\beta}_0(u_i, v_i), \hat{\beta}_1(u_i, v_i), \dots, \hat{\beta}_p(u_i, v_i) \right)^T \quad (2.26)$$

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \quad (2.27)$$

dimana:

- $\hat{\beta}(u_i, v_i)$  : vektor dari  $(k+1)$  koefisien regresi lokal lokasi ke- $i$
- $\mathbf{X}$  : matriks variabel independen berdimensi ke  $n \times (k + 1)$  dengan kolom pertama merupakan *intersep*
- $\mathbf{Y}$  : vektor variabel dependen
- $\mathbf{W}(u_i, v_i)$  : matriks diagonal dengan komponen penimbang spasial dari tiap-tiap pengamatan untuk lokasi ke- $i$



## 2.11 Geographically Weighted Panel Regression (GWPR)

*Geographically Weighted Panel Regression (GWPR)* merupakan pengembangan model yang menggabungkan model *Geographically Weighted Regression (GWR)* dengan regresi data panel. Berdasarkan jurnal penelitian (Rusgiyono & Prahutama, 2021), metode GWPR ini juga memiliki gagasan yang sama dengan analisis *cross-sectional GWR*, yaitu menggabungkan keseluruhan lokasi (*cross-section*) dan observasi. Ide pokok GWPR sama dengan analisis GWR. Pada GWPR, rangkaian waktu observasi pada suatu lokasi geografis diasumsikan sebagai implementasi proses *spatiotemporal* yang lancar. Proses ini mengikuti distribusi di mana observasi jarak dekat (lokasi geografis atau waktu) lebih relevan dibandingkan observasi jarak jauh. Dengan kata lain, GWPR lebih fokus pada observasi spasial berulang untuk setiap lokasi (Mar'ah & Sifriyani, 2023). Menurut (Li & Managi, 2022), menjelaskan bahwa metode GWPR dapat menganalisis data panel yang tidak seimbang dan menangkap variabilitas spasial hubungan. Selain itu, metode GWPR juga lebih akurat dibandingkan GWR yang hanya dapat menganalisis data *cross-section* atau data panelnya. Penelitian (Li & Managi, 2022) juga menjelaskan bahwa metode GWPR ini mempunyai batasan utama yaitu kesulitan dalam menangani data panel yang tidak seimbang yang dimana jumlah pada pengamatan nya bervariasi setiap lokasi. Berdasarkan penelitian (Li & Managi, 2022), menjelaskan permasalahannya ini terkait dengan pembentukan matriks tertimbang spasial dapat mengkonsumsi banyak memori komputer dan menyebabkan kesalahan perhitungan jumlah spasial. GPWR ini juga tidak mempertimbangkan variasi spasial melalui GWR dan juga memungkinkan estimasi parameter regresi untuk berubah seiring waktu dan lokasi, dengan memberikan pandangan terhadap dinamika hubungan antar variabel dalam pembahasan spasial.

Berikut ini persamaan umum model GWPR (Utami & Yanti, 2021).

$$\dot{y}_{it} = \beta_0(U_{it}, V_{it}) + \sum_{k=1}^n \beta_k(U_{it}, V_{it})X_{itk} + \varepsilon_{it} \quad (2.28)$$

dengan:

$i$	: $1, 2, \dots, n$
$t$	: $1, 2, \dots, T$
$\dot{y}_{it}$	: variabel terikat pada lokasi pengamatan ke- $i$ pada waktu ke- $t$
$(U_{it}, V_{it})$	: titik koordinat letak geografis pengamatan ke- $i$ pada waktu ke- $t$
$\beta_0(U_{it}, V_{it})$	: <i>intercept</i> dari persamaan pengamatan ke- $i$ pada waktu ke- $t$
$\beta_k(U_{it}, V_{it})$	: koefisien regresi variabel bebas ke- $k$ pengamatan ke- $i$
$k$	: jumlah variabel independen
$X_{itk}$	: variabel bebas ke- $k$ pengamatan ke- $i$ pada waktu ke- $t$
$\varepsilon_{it}$	: variabel bebas ke- $k$ pengamatan ke- $i$ pada waktu ke- $t$

## 2.12 Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR)

Metode GTWR adalah pengembangan dari model GWR untuk menangani non-stasionaritas data dari aspek spasial dan temporal secara bersamaan (Widiyanti *et al*, 2014). Selain itu, metode ini menggabungkan informasi temporal dan spasial dalam matriks pembobotan untuk mengidentifikasi adanya heterogenitas spasial dan temporal. Persamaan umum model adalah

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i, t_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i, t_i)X_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.29)$$

dengan:

$Y_i$	: variabel dependen
$\beta_0(u_i, v_i, t_i)$	: <i>intersep</i>
$\beta_k(u_i, v_i, t_i)$	: koefisien regresi lokasi
$X_{ik}$	: variabel independen
$\varepsilon_i$	: <i>error</i> yang berdistribusi normal $N = (0, \sigma^2)$
$(u_i, v_i, t_i)$	: koordinat <i>longitude</i> dan <i>latitude</i> dari lokasi serta waktu observasi ke- $i$

$k$  : banyaknya variabel independen

Estimasi koefisien regresi dalam GTWR dilakukan dengan metode *Weighted Least Squares* (WLS). Perkiraan parameter pada titik pengamatan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i) = [X^T W(u_i, v_i, t_i) X]^{-1} X^T W(u_i, v_i, t_i) Y \quad (2.30)$$

dengan:

- $\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i)$  : vektor dari (k+1) koefisien regresi lokal observasi ke-i
- $X$  : matriks variabel independen berdimensi ke  $n \times (k + 1)$
- $Y$  : vektor variabel dependen
- $W(u_i, v_i, t_i)$  : matriks diagonal dengan komponen penimbang spasial

### 2.13 Seleksi Model Terbaik

Seleksi model terbaik dapat dilakukan dengan pemeriksaan model yang telah diestimasi. Beberapa kriteria model dapat dilihat dari nilai  $R^2$ , *Akaike's Information Criterion* (AIC), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE).

#### 1. *R-Squared* ( $R^2$ )

*R-squared* adalah proporsi variasi dalam hasil yang dijelaskan oleh variabel prediktor. Dalam beberapa model regresi,  $R^2$  sama dengan kuadrat korelasi antara nilai hasil yang diamati dan nilai yang diprediksi oleh model. Semakin tinggi  $R^2$ , semakin baik model tersebut dalam menjelaskan variasi hasil.

Berikut merupakan rumus  $R^2$ :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \quad (2.31)$$

Penggunaan  $R^2$  dalam membandingkan beberapa model memiliki keterbatasan karena model dengan lebih banyak variabel independen cenderung menghasilkan nilai  $R^2$  yang lebih besar. Oleh karena itu, diperlukan kriteria lain, yaitu *adjusted R<sup>2</sup>*, yang merupakan nilai  $R^2$  yang telah

disesuaikan atau dikoreksi dari pengaruh derajat kebebasan. *Adjusted R<sup>2</sup>* memberikan gambaran yang lebih jelas tentang pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen. Rumus untuk menghitung *adjusted R<sup>2</sup>* adalah sebagai berikut:

2. *Root Mean Square Error (RMSE)*

RMSE adalah metode yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi hasil prediksi dengan mempertimbangkan kesalahan dalam model regresi. Semakin kecil nilai RMSE, semakin baik model tersebut. Persamaan untuk menghitung RMSE adalah sebagai berikut:

$$RMSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (2.32)$$

3. *Akaike's Information Criterion (AIC)*

Nilai AIC digunakan untuk melihat sejauh mana tiap-tiap model yang terbentuk apakah sudah sesuai dengan data. Jika semakin kecil nilai AIC, maka semakin baik model yang diperoleh. Berikut merupakan persamaan untuk menghitung nilai AIC:

$$AIC = 2k + n \ln \left( \frac{JKG}{n} \right) \quad (2.33)$$

### **III. METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Waktu dan Tempat Penelitian**

Penelitian ini dilakukan pada tahun ajaran 2023/2024 bertempat di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

#### **3.2 Data Penelitian**

##### **A. Sumber Data**

Penelitian ini menggunakan data sekunder *cross-section* yang merupakan data agregat untuk setiap provinsi di Indonesia dan data *time series* yang merupakan data periode tahun 2020 – 2022. Variabel - variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah variabel faktor kemiskinan yang berkaitan dengan jumlah besaran upah minimum provinsi (UMP) yaitu jumlah penduduk miskin, kepadatan penduduk, gini rasio, pekerjaan informal, dan indeks kemiskinan yang diambil dari <https://bps.go.id>. Berikut sumber data untuk masing-masing variabel yang digunakan:

Tabel 1. Data Penelitian

No	Data	Sumber
1	Upah Minimum Provinsi (UMP)	Statistik Indonesia 2023
2	Jumlah Penduduk Miskin	Statistik Indonesia 2023
3	Kepadatan Penduduk	Statistik Indonesia 2023
4	Gini Rasio	Tabel Dinamis BPS
5	Pekerja Informal	Tabel Dinamis BPS
6	Indeks Keparahan Kemiskinan	Tabel Dinamis BPS

## B. Definisi Operasional Variabel

Definisi operasional dari variabel-variabel dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Upah minimum provinsi (UMP) adalah besaran minimum penghasilan yang akan diterima pekerja/buruh untuk memenuhi penghidupan yang layak bagi kemanusiaan. Penetapan upah minimum diarahkan kepada pencapaian kebutuhan hidup layak (KHL). Kurangnya penghasilan yang diterima mengakibatkan beberapa masyarakat dapat melakukan tindak kejahatan untuk memenuhi kebutuhan hidupnya. Satuan yang digunakan untuk mengukur upah minimum adalah rupiah.
- 2) Jumlah penduduk miskin (JPM) adalah jumlah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah garis kemiskinan. Garis kemiskinan merupakan batas pendapatan yang diperlukan untuk memenuhi kebutuhan minimal kalori yang diperlukan tubuh untuk beraktivitas, ditambah dengan kebutuhan non makanan (perumahan, pakaian, pendidikan, kesehatan, transport, dan kebutuhan pokok lainnya). Satuan yang digunakan untuk mengukur jumlah penduduk miskin ialah ribu jiwa.
- 3) Kepadatan Penduduk (Padat) adalah hasil pembagian antara jumlah penduduk (jiwa) dan luas daerah (km<sup>2</sup>). Kepadatan penduduk adalah banyaknya penduduk per satuan luas. Luas wilayah yang dimaksud adalah luas seluruh

daratan pada suatu wilayah administrasi. Satuan yang digunakan dalam mengukur kepadatan penduduk adalah jiwa/km<sup>2</sup>.

- 4) Gini rasio adalah ukuran ketidakmerataan yang dihitung dengan membandingkan luas area antara garis diagonal dan kurva Lorenz (area A) dengan luas segitiga di bawah garis diagonal. Gini rasio digunakan untuk menilai tingkat ketidakmerataan distribusi pendapatan di suatu populasi. Satuan yang digunakan dalam mengukur gini rasio adalah nilai antara 0 hingga 1.
- 5) Pekerja Informal adalah orang yang bekerja sebagai pekerja mandiri dan pekerja yang membantu keluarga. Satuan yang digunakan dalam mengukur pekerja informal adalah persentase.
- 6) Indeks Keparahan Kemiskinan (*Severity Gap Index-P2*) adalah gambaran tentang penyebaran pengeluaran di antara penduduk miskin. Semakin tinggi nilai indeks ini, semakin besar ketimpangan dalam pengeluaran di kalangan penduduk miskin.

### 3.3 Metode Penelitian

Langkah – langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis deskriptif
2. Melakukan analisis regresi data panel.
3. Melakukan uji *Chow* dan uji *Hausman* dalam pemilihan model regresi data panel.
4. Melakukan uji asumsi pada model regresi data panel yaitu uji normalitas, uji multikolinieritas, dan uji heteroskedastisitas.
5. Melakukan uji efek spasial berdasarkan nilai *Global Moran's Index*.
6. Menentukan *bandwidth optimum* GWPR dengan melakukan perbandingan antar fungsi kernel Gaussian, Exponential, dan Bisquare. Nilai kriteria yang dilihat adalah melalui nilai CV yang paling terkecil diantara fungsi kernel Gaussian, Exponential, dan Bisquare.

7. Pembentukan Model *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR).
8. Melakukan uji koefisien regresi GWPR secara parsial (lokal) yang dihasilkan dari uji T.
9. Pada pengujian *Geographically and Temporally Weighted Regression* (GTWR), langkah pertama dilakukan analisis regresi berganda dan uji asumsi normalitas, uji multikolinieritas, dan uji homoskedastisitas.
10. Melakukan uji heterogenitas temporal dengan *boxplot*
11. Menentukan *bandwidth optimum* GWPR dengan melakukan perbandingan antar fungsi kernel Gaussian, Exponential, dan Bisquare. Nilai kriteria yang dilihat adalah melalui nilai CV yang paling terkecil diantara fungsi kernel Gaussian, Exponential, dan Bisquare
12. Pembentukan Model *Geographically and Temporally Weighted Regression* (GTWR)
13. Melakukan uji koefisien regresi GTWR secara parsial (lokal) yang dihasilkan dari uji T.
14. Seleksi Model yang terbaik antara GWPR dan GTWR
15. Interpretasi hasil dan analisis



## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian maka dapat ditarik kesimpulan bahwa hasil perbandingan metode *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dan *Geographically and Temporal Regression* (GTWR) berdasarkan nilai R<sup>2</sup>, dapat disimpulkan bahwa GTWR dapat menjelaskan 93,73% dari variasi upah minimum provinsi di Indonesia selama tiga tahun. Selanjutnya, berdasarkan nilai RMSE dan AIC, dapat dinyatakan bahwa GTWR merupakan metode yang lebih baik daripada GWPR dalam menjelaskan penanganan aspek spasial dan temporal. Oleh karena itu, untuk analisis yang melibatkan variabilitas spasial dan ketergantungan temporal pada data, GTWR adalah metode yang paling tepat untuk mempelajari pengaruh faktor-faktor yang mempengaruhi besaran upah minimum di Indonesia.

## DAFTAR PUSTAKA

- Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Kluwer Academic, London.
- Anselin, L. 1995. Local indicators of spatial association–LISA. *Geographical Analysis*. **27**(2): 93–115.
- Anselin, L. 2005. *Spatial Regression Analysis in R A Workbook*. Center for Spatially Integrated Social Science, London.
- Badan Pusat Statistik Indonesia. 2023. *Statistik Indonesia 2023*. Badan Pusat Statistik, Jakarta.
- Baltagi, B. H. 2005. *Econometric Analysis of Panel Data Third Edition*. John Wiley & Sons, Ltd, England.
- Bowman, A. W. 1984. An Alternative Method of Cross-Validation for the Smoothing of Density Estimates. *Biometrika*. **71**(2): 353–360.
- Caraka, R. E. & Yasin, H. 2017. *Spatial Data Panel*. Wade Group, Kuala Lumpur.
- Chasco, C. & Gallo, J. L. 2015. Heterogeneity in Perceptions of Noise and Air Pollution: A spatial Quantile Approach on the City of Madrid. *Spatial Economic Analysis*. **10**(3): 317-343.

- Cleveland, W. S. 1979. Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots. *Journal of the American Statistical Association*. **74**(368): 829–836.
- Cressie, N. A. C. 1993. *Statistics For Spatial Data*. John Wiley and Sons, Inc, New York.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C., & Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationship*. John Wiley & Sons, England.
- Getis, A. & Ord, J. K. 1992. The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics. *Geographical Analysis*. **24**(3): 189–206.
- Li, C. & Managi, S. 2022. Estimating Monthly Global Ground-level NO<sub>2</sub> Concentrations using Geographically Weighted Panel Regression. *Remote Sensing of Environment*. **280**(117322): 1-22.
- Lin, J., Zhang, L., & Dong, Z. 2024. Exploring the Effect of Green Finance on Green Development of China's Energy-intensive Industry-a Spatial Econometric Analysis. *Resources, Environment and Sustainability*. **16**(100159): 1-11.
- Loader, C. R. 1999. Bandwidth Selection: Classical or Plug-in?. *The Annals of Statistics*. **27**(2): 415–438.
- Martha, S., Yundari, Y., Rizki, S. W., & Tamtama, R. 2021. Penerapan Metode Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) pada Kasus Kemiskinan di Indonesia. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. **15**(2): 241–248.
- Mar'ah, Z., & Sifriyani, S. 2023. Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) for Covid-19 Case In Indonesia. *Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*. **17**(2): 879-886.

- Nandita, D. A., Alamsyah, L. B., Jati, E. P., Widodo, E. 2019. Regresi Data Panel untuk Mengetahui Faktor-Faktor yang Mempengaruhi PDRB di Provinsi DIY Tahun 2011-2015. *Indonesian Journal of Applied Statistics*. **2**(1): 42-52.
- Priambodo, A., Nur, A. A., Sandri, D., Ahmada, N. H., & Septiandiani, F. 2023. Pelatihan Penggunaan Software Arcgis dan Avenza Maps dalam Pengelolaan Data Spasial dan Peta Digital Bagi Perangkat Desa di Kabupaten Purbalingga. *Abdimas Galuh*. **5**(1): 497-506.
- Que, L., Lukacsovich, D., Luo, W. 2021 Transcriptional and Morphological Profiling of Parvalbumin Interneuron Subpopulations in The Mouse Hippocampus. *Nat Commun*. **12**(108): 1-15.
- Ratnasari, V., Audha, S. H., & Dani, A. T. R. 2023. Statistical Modeling to Analyze Factors Affecting the middle-income trap in Indonesia using panel data regression. *MethodsX*. **11**(1): 1-9.
- Rusgiyono, A., & Prahutama, A. 2021. Geographically Weighted Panel Regression With Fixed Effect For Modeling The Number Of Infant Mortality In Central Java, Indonesia. *Media Statistika*. **14**(1): 10–20.
- Utami, M., & Yanti, T. S. 2021. Pemodelan Kasus Pneumonia pada Balita di Kota Bandung Menggunakan Geographically Weighted Panel Regression, hlm. 354-362. Prosiding Statistika, Bandung.
- Widiyanti, K. H, Yasin, H., & Sugito. 2014. Pemodelan Proporsi Penduduk Miskin Kabupaten dan Kota di Provinsi Jawa Tengah menggunakan Geographically and Temporally Weighted Regression. *Jurnal Gaussian*. **3**(4): 691–700.