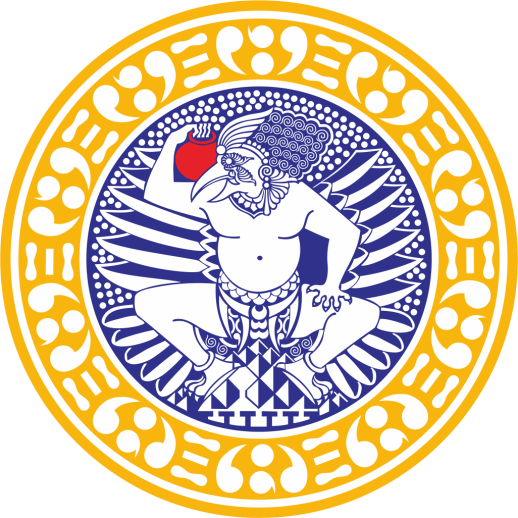
**PEMODELAN PERSENTASE KRIMINALITAS DI JAWA TIMUR BERDASARKAN PENDEKATAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION***

**SKRIPSI**



**DHIAN CANDRA PUSPITASARI**

**PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA**

**DEPARTEMEN MATEMATIKA**

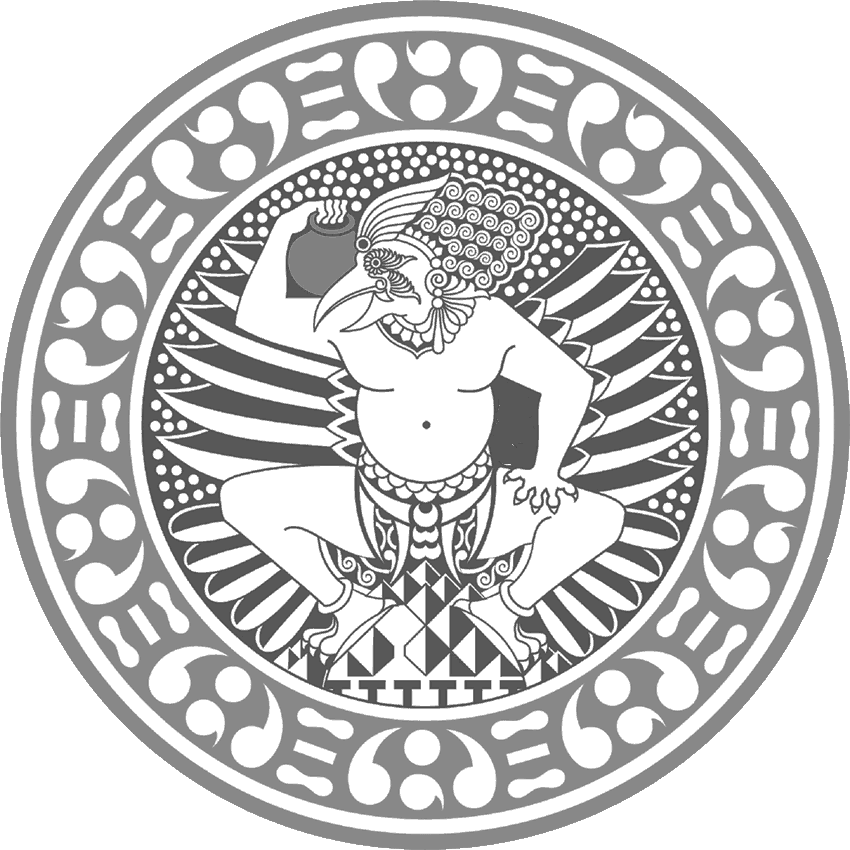
**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**

**UNIVERSITAS AIRLANGGA**

**2020**

**SKRIPSI**

**PEMODELAN PERSENTASE KRIMINALITAS DI JAWA TIMUR BERDASARKAN PENDEKATAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION***

****

**DHIAN CANDRA PUSPITASARI**

**PROGRAM STUDI S-1 STATISTIKA**

**DEPARTEMEN MATEMATIKA**

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**

**UNIVERSITAS AIRLANGGA**

**2020**

**PEMODELAN PERSENTASE KRIMINALITAS DI JAWA TIMUR BERDASARKAN PENDEKATAN *GEOGRAPHYCALLY WEIGHTED REGRESSION***

**SKRIPSI**

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Statistika**

**Pada Fakultas Sains dan Teknologi**

**Universitas Airlangga**

**Oleh:**

**DHIAN CANDRA PUSPITASARI**

**NIM. 081211833003**

**Disetujui oleh:**

**Pembimbing I**

**Drs. Suliyanto, M.Si**

**NIP. 19650907199102 1 001**

**Pembimbing II**

**Drs. H. Sediono, M.Si**

**NIP. 19610712198701 1 001**

**LEMBAR PENGESAHAN NASKAH SKRIPSI**

Judul : Pemodelan Persentase Kriminalitas di Jawa Timur Berdasarkan Pendekatan *Geographically Weighted Regression*

Penyusun : Dhian Candra Puspitasari

NIM : 081211833003

Pembimbing I : Drs. Suliyanto, M.Si

Pembimbing II : Drs. H. Sediono, M.Si

Tanggal Ujian : 14 Januari 2020

Disetujui oleh:

Pembimbing I

Drs. Suliyanto, M.Si

NIP. 19650907199102 1 001

Pembimbing II

Drs. H. Sediono, M.Si

NIP. 19610712198701 1 001

Mengetahui:

Plt. Ketua Departemen Matematika

Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Airlangga

Dr. Herry Suprajitno, S.Si, M.Si

NIP. 19680404199403 1 020

Plt. Ketua Program Studi S1 Statistika

Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Airlangga

Drs. H. Sediono, M.Si

NIP. 19610712198701 1 001

**PEDOMAN PENGGUNAAN SKRIPSI**

Skripsi ini tidak dipublikasikan, namun tersedia di perpustakaan dalam lingkungan Universitas Airlangga, diperkenankan untuk dipakai sebagai referensi kepustakaan, tetapi pengutipan harus seijin penulis dan harus menyebutkan sumbernya sesuai kebiasaan ilmiah. Dokumen skripsi ini merupakan hak milik Universitas Airlangga.

**SURAT PERNYATAAN TENTANG ORISINALITAS**

Yang bertanda tangan dibawah ini, saya:

Nama : Dhian Candra Puspitasari

NIM : 081211833003

Program Studi : Statistika

Fakultas : Sains dan Teknologi Universitas Airlangga

Jenjang : Sarjana (S1)

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan tindakan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul:

**Pemodelan Persentase Kriminalitas di Jawa Timur Berdasarkan Pendekatan *Geographically Weighted Regression***

Apabila suatu saat nanti terbukti melakukan tindakan plagiat, maka saya menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya

Surabaya, Januari 2020

Dhian Candra Puspitasari

NIM. 081211833003

**KATA PENGANTAR**



Puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT, Tuhan Yang Maha Esa, yang telah memberikan berkat, rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi yang berjudul “Pemodelan Persentase Kriminalitas di Jawa Timur Berdasarkan Pendekatan *Geographically Weighted Regression*”.

Pada proses penyusunan skripsi ini penulis banyak mendapatkan bantuan, dorongan, dan motivasi dari berbagai pihak, oleh karena itu penulis menyampaikan ucapan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Drs. Suliyanto, M.Si selaku Dosen Pembimbing I dan Dosen Wali pengganti atas segala bimbingan, saran, bantuan, dan motivasi yang diberikan.
2. Bapak Drs. H. Sediono, M.Si selaku Ketua Program Studi S1 Statistika Universitas Airlangga dan Dosen Pembimbing II atas segala bimbingan, saran, bantuan, dan motivasi yang diberikan.
3. Alm. Bapak Drs. Eko Tjahjono, M.Si selaku Dosen Wali sejak penulis menjadi mahasiswa baru di Universitas Airlangga hingga hampir akhir masa studi yang telah memberikan bimbingan, saran, bantuan, dan motivasi yang sangat besar kepada penulis.
4. Dosen penguji yang telah memberi saran dalam perbaikan skripsi ini, serta segenap Dosen Program Studi Statistika Universitas Airlangga Surabaya yang telah memberikan ilmunya kepada penulis selama perkuliahan hingga saat ini.
5. Kedua orang tua tercinta, Bapak Sumarsono dan Ibu Dwi Wahyu Indriati, atas segala kesabaran, kebesaran hati, keikhlasan, pengertian, kasih sayang, doa, semangat, motivasi dan bantuan lain serta pengorbanan yang begitu besar yang telah diberikan kepada penulis.
6. Kedua adik laki-laki penulis, Aldi Nugroho dan Kukuh Wicaksono, atas doa, semangat, motivasi, dan dorongan yang diberikan kepada penulis, semoga kalian bisa menjadi manusia yang jauh lebih baik dari penulis.
7. Pasukan, yang selalu berhasil membawa senyum dan tawa bagi penulis meski penulis sedang berada dalam titik terendahnya.
8. Serta semua pihak yang turut membantu dalam penyelesaian skripsi ini yang tidak dapat disebut satu persatu oleh penulis.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna, sehingga dengan segala kerendahan hati, penulis mengharapkan saran dan kritik yang bersifat membangun demi perbaikan dan penyempurnaan skripsi ini. Akhir kata penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat khususnya bagi penulis dan umumnya bagi para pembaca.

Surabaya, Januari 2020

Penulis,

Dhian Candra Puspitasari

Dhian Candra Puspitasari, 2020. **Pemodelan Persentase Kriminalitas di Jawa Timur dengan Pendekatan *Geographically Weighted Regression***. Skripsi di bawah bimbingan Drs. Suliyanto, M.Si. dan Drs. H. Sediono, M.Si., Program Studi S-1 Statistika, Departemen Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Airlangga, Surabaya.

**ABSTRAK**

Tindak kriminalitas adalah perbuatan seseorang yang melanggar peraturan hukum dan atau peraturan lain yang berlaku di Indonesia. Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi di Indonesia dengan jumlah kejahatan tertinggi ketiga (34598 kasus) pada tahun 2017. Pemodelan persentase kriminalitas dilakukan untuk mengetahui faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap persentase kriminalitas di Jawa Timur. Salah satu teori penyebab kriminalitas adalah teori geografi/kartografi yang menjelaskan bahwa kriminalitas dipengaruhi oleh distribusi kejahatan dalam daerah-daerah tertentu sehingga unsur lokasi (spasial) perlu diperhatikan dalam analisis masalah kriminalitas sehingga digunakan analisis data spasial dalam proses analisis. *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah salah satu metode statistik yang mempertimbangkan pengaruh spasial dalam pengolahan data, pemodelan dengan menggunakan metode ini yang menghasilkan estimasi parameter model yang bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan. Pemodelan persentase kriminalitas di Jawa Timur dengan GWR menggunakan data sekunder yang bersumber dari publikasi BPS Jawa Timur tahun 2018 dengan 38 kabupaten/kota sebagai lokasi pengamatan. Pemodelan dilakukan dengan menggunkan pembobot *Adaptive Gaussian Kernell* dengan AIC sebesar 173,311 dan CV sebesar 4,895324. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa, persentase penduduk miskin, rata-rata lama belajar dan PDRB berpengaruh signifikan terhadap persentase kriminalitas di semua kabupaten/kota di Jawa Timur. Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), dan kepadatan penduduk tidak berpengaruh signifikan terhadap kriminalitas di Jawa Timur.

**Kata Kunci**: *Kriminalitas, Spasial, GWR, Jawa Timur*

Dhian Candra Puspitasari, 2020. **The Modeling of Crime Percentage in East Java with Geographically Weighted Regression Approach**. This thesis is adviced by Drs. Suliyanto, M.Si. dan Drs. H. Sediono, M.Si., Undergraduate Statistics Program, Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Airlangga University, Surabaya.

**ABSTRACT**

Crime is an act of someone who violates the legal regulation and or any applicable laws that applied in Indonesia. East Java is one of provinces in Indonesia that came in the 3rd highest crime rate (34589 cases) in 2017. The modeling of crime percentage in East Java is done to know which factors are significantly influencing the criminal percentage. One of theories about the cause of crime is geography theory which explained that crimes are effected by crime distribution in certain areas, so spatial aspect must be considered in crime related analysis, thus spatial analysis will be used in the modeling process. Geographically Weighted Regression (GWR) is a statistics method that considering the spatial effect on the data processing, this method will resulting the estimation parameter model that are local for each location. The data used in the research is a secondary data in 2018 collected from the publication of BPS in East Java with 38 states as the observation location. The modeling used the Adaptive Gaussian Kernell weighted with AIC 173,311 and CV 4,895324. The modeling result shows that the poverty rate, the average school length and the Gross Domestic Product (GDP) significantly influencing the crime percentage in all of state/region in East Java. The unemployment rate, and the population density are not significantly influencing the crime rate in East Java.

**Keywords**: *Crime, Spatial, GWR, East Java*

**DAFTAR ISI**

LEMBAR JUDUL i

LEMBAR PERNYATAAN ii

LEMBAR PENGESAHAN iii

LEMBAR PEDOMAN PENGGUNAAN SKRIPSI iv

LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS v

KATA PENGANTAR vi

ABSTRAK viii

DAFTAR ISI x

DAFTAR TABEL xiii

DAFTAR GAMBAR xiv

DAFTAR LAMPIRAN xv

BAB I PENDAHULUAN 1

* 1. Latar Belakang 1
  2. Rumusan Masalah 5
  3. Tujuan 5
  4. Manfaat 5
  5. Batasan Masalah 6

BAB II TINJAUAN PUSTAKA 7

* 1. Kriminalitas 7
  2. Variabel-variabel Penelitian 8
  3. Model Regresi Linear Berganda 13
  4. Model Regresi Linear Berganda dalam notasi matrik 13
  5. Estimasi Model Linear Berganda 15
  6. Estimasi 16
  7. Asumsi pada Analisis Spasial 17
  8. Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) 19
  9. Estimasi Parameter Model GWR 20
  10. Pemilihan Pembobot 25
  11. Trace Matrik 28
  12. Nilai Eigen dan Vektor Eigen 29
  13. Jenis-Jenis Matrik 30
  14. Jenis-Jenis Distribusi 30
  15. Uji Parsial Parameter Model GWR 32
  16. ArcView GIS 3.3 33
  17. *Open Source Software* (OSS) R 34
  18. *Open Source Software* (OSS) GWR4 35

BAB III METODE PENELITIAN 38

* 1. Data dan Sumber Data 38
  2. Variabel Penelitian 40
  3. Langkah Analisis Data 41

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN 44

1. Deskripsi Variabel-Variabel Terkait Persentase Kriminalitas

di Jawa Timur 44

1. Pemodelan Persentase Kriminalitas di Jawa Timur 52

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 74

1. Kesimpulan 74
2. Saran 76

DAFTAR PUSTAKA 77

LAMPIRAN

**DAFTAR TABEL**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Nomor | Judul Tabel | Halaman |
| 3.1 | Kode Kabupaten/Kota di Jawa Timur | 39 |
| 3.2 | Variabel-Variabel Penelitian | 40 |
| 4.1 | Deskriptif Kriminalitas dan Variabel yang Berpengaruh | 44 |
| 4.2 | Hasil Uji Asumsi Heterogenitas Spasial | 53 |
| 4.3 | Hasil Uji Asumsi Dependensi Spasial | 53 |
| 4.4 | Nilai AIC dan CV Setiap Pembobot Fungsi Kernel | 55 |
| 4.5 | Hasil Uji *Kologorov-Smirnov* | 55 |
| 4.6 | Hasil Uji Parsial Parameter Lokal Model GWR Kota Surabaya | 58 |
| 4.7 | Hasil Uji Parsial Parameter Lokal Model GWR Kabupaten Pacitan | 61 |
| 4.8 | Variabel Prediktor yang Berpengaruh Signifikan Terhadap Variabel Respon di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur | 65 |
| 4.9 | Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Timur Berdasarkan Variabel Prediktor yang Berpengaruh Signifikan | 67 |
| 4.10 | Perbandingan ANOVA Model Regresi Global dan Model GWR | 67 |
| 4.11 | Model GWR yang Terbentuk di Setiap Kabupaten/Kota | 69 |

**DAFTAR GAMBAR**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Nomor | Judul Gambar | Halaman |
| 3.1 | Peta Wilayah Provinsi Jawa Timur | 38 |
| 4.1 | Persentase Kriminalitas di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur | 45 |
| 4.2 | Peta Tematik Persebaran Kriminalitas di Jawa Timur | 46 |
| 4.3 | Persentase Penduduk Miskin di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur | 47 |
| 4.4 | Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur | 48 |
| 4.5 | Rata-Rata Lama Sekolah | 49 |
| 4.6 | Kepadatan Penduduk di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur | 50 |
| 4.7 | PDRB Atas Dasar Harga Berlaku di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur | 51 |
| 4.8 | Peta Persebaran Estimasi Persentase Kriminalitas di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur | 72 |

**DAFTAR LAMPIRAN**

Lampiran 1. Data Penelitian

Lampiran 2. *Syntax* Program Uji Asumsi

Lampiran 3. *Output* Program Uji Asumsi

Lampiran 4. *Output* GWR4

Lampiran 5. *Output* Uji Normalitas *Kolmogorov-Smirnov* Minitab

Lampiran 6. *Output* GWR4 Pembobot *Adaptive Gaussian*

Lampiran 7. *Output* SPSS Regresi Linier Terboboti WLS

# BAB I

PENDAHULUAN

## Latar Belakang

Tindak kriminal merupakan suatu permasalahan sosial yang telah ada di masyarakat sejak berabad-abad yang lalu dan telah diupayakan untuk mengurangi jumlahnya oleh pihak-pihak yang berwenang tapi masih sering ditemukan di masyarakat, bahkan di Indonesia tindak kejahatan terjadi setidaknya setiap 93 detik sekali (BPS, 2018). Tindak kriminal merupakan salah satu perilaku penyimpangan yang selalu ada dan melekat pada masyarakat dan tidak ada masyarakat yang sepi dari kriminalitas, perilaku penyimpangan ini merupakan ancaman nyata terhadap norma-norma sosial yang menjadi dasar kehidupan sosial dan ancaman riil atau potensial bagi berlangsungnya suatu ketertiban sosial (Sadli, 1976). Jumlah kriminalitas yang terjadi di Indonesia dari tahun ke tahun cenderung fluktuatif, seperti dari tahun 2015 ke tahun 2016 terjadi peningkatan dari 352.936 kasus menjadi 357.197 kasus, meski pada tahun 2017 telah terjadi sedikit penurunan (6,1%) menjadi 336.652 kasus (BPS, 2018).

Pada tahun 2017 jumlah kejahatan yang dilaporkan menurut Polda Jawa Timur sebanyak 34.598 kasus terjadi di Jawa Timur yang menjadikan Jawa Timur sebagai provinsi dengan jumlah kejahatan tertinggi ketiga di Indonesia (BPS, 2018). Provinsi Jawa Timur merupakan provinsi yang terletak di ujung timur Pulau Jawa yang mempunyai 29 kabupaten dan 9 kota ini sempat menjadi provinsi dengan tingkat kejahatan tertinggi di Indonesia pada masa Natal 2014 dengan 39 kasus (Kompas, 2014). Di Jawa Timur pada tahun 2017 terjadi penurunan jumlah kejadian menurut jenis tindak pidana dari 14.584 tindak kejahatan pada 2016 menjadi 10354 pada 2017, meski demikian Jawa Timur masih menduduki peringkat 10 besar dalam klasifikasi kejahatan di Indonesia seperti peringkat ketujuh dalam klasifikasi kejahatan terhadap nyawa (60 kasus), kejahatan terhadap kesusilaan (258 kasus), kejahatan terkait hak milik dengan penggunaan kekerasan (627 kasus), menduduki peringkat ke 5 dalam klasifikasi kejahatan terhadap fisik/badan (2.442 kasus), kejahatan terkait hak milik tanpa kekerasan (6.564 kasus), kejahatan terkait penipuan, penggelapan, dan korupsi (3.639 kasus), menduduki peringkat 4 dalam klasifikasi kejahatan terhadap kemerdakaan orang (210 kasus), dan peringkat 3 dalam klasifikasi kejahatan terkait narkotika (3405 kasus) (BPS, 2018).

Kriminalitas yang telah terjadi sejak lama memunculkan banyaknya teori mengenai penyebab kriminalitas di suatu wilayah dan beberapa teori yang masih sering digunakan adalah teori kartografi atau geografi dan teori lingkungan. Kedua teori ini menjelaskan bahwa kriminalitas dipengaruhi oleh distribusi kejahatan dalam daerah-daerah tertentu, baik secara geografis maupun sosial dan faktor lingkungan, baik lingkungan keluarga, ekonomi, sosial, budaya, pertahanan keamanan termasuk dengan pertahanan dengan dunia luar, serta penemuan teknologi (Weda, 1996). Analisis mengenai kriminalitas merupakan topik yang cukup sering dijadikan topik penelitian mengingat masih tingginya tingkat kejahatan di Indonesia. Namun, penelitian dengan mempertimbangkan wilayah atau posisi geografis terhadap kriminalitas masih jarang dilakukan. Beberapa penelitian terkait kriminalitas telah dilakukan, seperti oleh Dona, F.M. dan Setiawan (2015) yang menganalisis faktor-faktor yang diduga berpengaruh terhadap tingkat kriminalitas di Jawa Timur menggunakan metode *Spatial Error Model* (SEM) dan kesimpulannya adalah variabel kepadatan penduduk berpengaruh positif dan presentase penduduk miskin berpengaruh negatif, sedangkan dengan menggunakan metode *Spatial Autoregressive* (SAR) variabel kepadatan penduduk dan indeks gini berpengaruh positif dan PDRB perkapita berpengaruh negatif. Sari (2016) membahas pemodelan kriminalitas di Indonesia dengan mempertimbangkan letak geografis disetiap wilayah dengan menggunakan pendekatan model *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) yang menghasilkan kesimpulan nilai devians/df sebesar 2,4666, uji serentak signifikan dengan nilai devians sebesar 13,4898, uji parsial variabel prediktor tingkat pengangguran terbuka, presentase penduduk yang belum atau tidak pernah sekolah, kepadatan penduduk, dan PDRB Perkapita signifikan di semua lokasi, variabel persentase penduduk miskin tidak berpengaruh signifikan di provinsi NAD dan Sumatra Utara. Berdasarkan hasil uji GWNBR yang dilakukan oleh Sari diperoleh AIC terkecil dibanding regresi Poisson dan regresi Negatif Binomial, yaitu AIC sebesar 569,4464. Penelitian dengan menggunakan metode spasial dengan pendekatan model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) telah dilakukan oleh Haris (2015) dengan data jumlah kejahatan pencurian kendaraan bermotor (curanmor) di setiap kecamatan di Kota Semarang dengan hasil pemodelan menggunakan GWPR dengan pembobot fixed kernel bisquare merupakan model yang terbaik bila dibandingkan dengan model regresi poison karena memiliki nilai AIC terkecil dengan ketepatan model sebesar 88.81%.

Pemodelan terkait masalah kriminalitas di Jawa Timur tidak dapat dilakukan secara global karena perlunya memperhatikan unsur lokasi (spasial) menurut teori kartografi/geografi, sehingga digunakan analisis data spasial dalam pengolahan data yang diperoleh. Analisis regresi spasial merupakan salah satu analisis statisika yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor yang melibatkan aspek geografis. *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan metode statistik yang dikembangkan oleh Brundson dan Fotheringham (1996) yang memungkinan proses estimasi parameter model di setiap wilayah yang dipelajari berbeda. Metode ini menyediakan informasi yang berharga tentang sifat dari proses yang sedang diselidiki dan merupakan pengembangan dari jenis pemodelan regresi linier berganda. Model ini merupakan model regresi linier bersifat lokal (*locally linier regression*) yang menghasilkan estimasi parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi pengumpulan data. Berkaitan dengan persentase kriminalitas di Jawa Timur, terdapat dugaan bahwa lokasi/titik wilayah berpengaruh terhadap hasil analisis sehingga pendekatan yang akan digunakan dalam skripsi untuk menganalisis faktor-faktor yang berpengaruh terhadap persentase kriminalitas di Jawa Timur adalah GWR.

## Rumusan Masalah

Rumusan masalah berdasarkan penjabaran latar belakang di atas untuk skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mendeskripsikan variabel-variabel prediktor dan variabel respon yang terkait dengan pemodelan persentase kriminalitas di Jawa Timur?
2. Bagaimana memodelkan persentase kriminalitas dan menganalisis faktor apa saja yang berpengaruh terhadap persentase kriminalitas di Jawa Timur dengan menggunakan pendekatan GWR?

## Tujuan

Tujuan dari penelitian dalam skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan variabel-variabel yang digunakan dalam pemodelan persentase kriminalitas di Jawa Timur dengan *software* Microsoft Office Excel.
2. Memodelkan persentase kriminalitas dan menganalisis faktor apa saja yang berpengaruh terhadap persentase kriminalitas di Jawa Timur dengan menggunakan pendekatan GWR dengan *software* GWR4.

## Manfaat

Penelitian ini diharapkan memiliki manfaat sebagai berikut:

1. Bagi Mahasiswa:

Mahasiswa diharapkan lebih berpikir kritis terhadap fenomena permasalahan yang terjadi di masyarakat dan mampu mengaplikasikan ilmu statistika sebagai solusi dari permasalahan di masyarakat.

1. Bagi Masyarakat:

Mengurangi tindak kriminal sehingga dapat menurunkan persentase kriminalitas di masa mendatang dengan memberikan gambaran mengenai persentase kriminalitas di Jawa Timur.

1. Bagi Instansi Pemerintah:

Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi dan bahan pertimbangan dalam pengambilan kebijakan terkait masalah kriminalitas di Jawa Timur.

1. Dalam Bidang Statistika:

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi contoh aplikasi dari teori spasial untuk mendapatkan model yang mampu menggambarkan persentase kriminalitas dan faktor-faktor yang berpengaruh di dalamnya, dan dapat menjadi ide untuk pengembangan penelitian dalam masalah kriminalitas.

## Batasan Masalah

Ruang lingkup penyelesaian pada skripsi ini adalah estimasi model GWR menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS). Data yang digunakan dalam skripsi ini adalah data terkait persentase kriminalitas di Jawa Timur pada tahun 2017.

# BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

## Kriminalitas

Tindak kejahatan atau kriminalitas adalah perbuatan seseorang yang melanggar peraturan hukum sehingga dapat diancam hukuman berdasarkan KUHP, Undang-Undang, dan atau peraturan lain yang berlaku di Indonesia (BPS, 2015). Tindak kriminal merupakan salah satu perilaku penyimpangan yang selalu ada dan melekat pada masyarakat dan tidak ada masyarakat yang sepi dari kriminalitas, perilaku penyimpangan ini merupakan ancaman nyata terhadap norma-norma sosial yang menjadi dasar kehidupan sosial dan ancaman riil atau potensial bagi berlangsungnya suatu ketertiban sosial (Sadli, 1976). Nilai persentase kriminalitas di suatu kabupaten/kota didapatkan dengan membagi nilai banyaknya kriminalitas yang terjadi di wilayah kabupaten/kota tersebut dengan jumlah kriminalitas yang terjadi di provinsi dimana kabupaten/kota itu berada.

Masalah yang terjadi akibat kejahatan dapat diantisipasi dengan cara menyelidiki penyebab terjadinya suatu kejahatan dengan menggunakan ilmu yang terkait yaitu dengan etiologi kriminal. Teori Bonger adalah salah satu dari beberapa teori yang menerangkan tentang penyebab kejahatan. Menurut Teori Bonger beberapa unsur yang menyebabkan terjadinya kejahatan berdasarkan hasil penelitian dan penyelidikan adalah sebagai berikut:

1. Anak-anak yang terlantar
2. Kesengsaraan
3. Nafsu ingin memiliki
4. Demoralisasi seksual
5. Alkoholisme
6. Rendahnya budi pekerti
7. Perang

(Prakoso, 2013)

## Variabel-variabel Penelitian

Variabel-variabel penelitian yang diduga berpengaruh terhadap persentase kriminalitas yang diambil berdasarkan Teori Bonger adalah sebagai berikut:

1. Kemiskinan

Salah satu faktor utama penyebab terjadinya tindak kriminalitas adalah adanya kemiskinan, semakin tinggi tingkat kemiskinan di suatu wilayah akan ditemukan semakin banyak tindak kriminalitas yang terjadi di wilayah tersebut (Sriwahyuni, 2013). Angka pencurian akan semakin bertambah bila keadaan masyarakatnya semakin sulit, kesulitan ini ditandai dengan naiknya kebutuhan pokok, hal ini adalah hasil identifikasi yang dilakukan oleh para ahli sosiologi. Dalam buku *Criminology and Economic Conditions* karya G. van Mayr, dari 18 negara yang datanya telah dikumpulkan terbukti adanya hubungan antara kejahatan dan kondisi ekonomi (Prakoso, 2013).

Untuk mengukur kemiskinan, BPS menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar (*basic needs approach*). Dengan pendekatan ini, kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran. Jadi, penduduk miskin adalah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran perkapita perbulan dibawah garis kemiskinan, sedangkan persentase penduduk miskin adalah persentase penduduk yang berada dibawah Garis Kemiskinan (GK) (BPS, 2018).

1. Pengangguran

Pengangguran merupakan salah satu faktor penting dalam peningkatan persentase kriminalitas di suatu wilayah, hal ini dapat dilihat dalam banyaknya kejahatan ekonomi yang terjadi. Pengangguran adalah suatu keadaan di mana seseorang yang tergolong dalam angkatan kerja ingin mendapatkan pekerjaan tetapi belum dapat memperolehnya (Sukirno, 2000). Psikolog Universitas Medan Area (UMA), Irna Minauli mengatakan dalam tinjauan makro, kriminalitas berkaitan dengan masalah tingginya tingkat pengangguran pada usia produktif. Selain itu, komunitas dari para kriminal juga turut menyumbang tingginya tingkat kriminalitas (MedanHeadlines, 2017). Menurut Kepala Kepolisian Daerah Metro Jaya, Inspektur Jenderal Putut Eko Bayuseno, sebagian besar kasus kriminalitas bermula dari persoalan ekonomi yang menerpa kalangan tidak mampu dengan data yang dimiliki kepolisian menyebutkan hampir 60% pelaku tindak kejahatan adalah mereka yang belum memiliki pekerjaan (Kompas, 2012). Sebagian kecil dari bertambahnya kejahatan dalam masyarakat disebabkan karena beberapa faktor luar, sebagian besar disebabkan karena ketidakmampuan dan tidak adanya keinginan dari orang-orang dalam masyarakat untuk menyesuaikan diri dengan norma-norma yang berlaku dalam masyarakat. Budianto menyebutkan bahwa salah satu penyebab tingginya tingkah kejahatan di Indonesia adalah tingginya angka pengangguran, maka kejahatan akan semakin bertambah jika masalah pengangguran tidak segera diatasi (Sari, 2015).

Pengangguran terbuka adalah penduduk yang tidak punya pekerjaan dan mencari pekerjaan, yang tidak punya pekerjaan dan mempersiapkan usaha, yang tidak punya pekerjaan dan tidak mencari pekerjaan karena merasa tidak mungkin mendapatkan pekerjaan, dan penduduk yang sudah punya pekerjaan tetapi belum mulai bekerja. Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja (BPS, 2018).

1. Pendidikan

Faktor pendidikan merupakan salah satu faktor terkuat yang mempengaruhi maju atau tidaknya suatu negara. Sistem pendidikan yang dilakukan secara professional dapat menghasilkan sumber daya manusia yang berkualitas, jika hasil dari proses pendidikan gagal maka nasib dari bangsa itu di masa mendatang akan sulit untuk diperkirakan perkembangannya. Bagi negara berkembang yang ingin menjadi suatu negara maju, pendidikan harus dijadikan suatu kebutuhan sehingga peningkatan mutu pendidikan akan berpengaruh terhadap perkembangan bangsa itu. “Pendidikan merupakan segala bidang kehidupan dalam memilih dan membina hidup yang baik, yang sesuai dengan peradaban manusia,” pernyataan ini merupakan pernyataan dari Daoed Joesoef yang menjelaskan tentang pentingnya pendidikan. Salah satu cara mencapai kehidupan yang baik adalah melalui pekerjaan yang bagus dan cara agar bisa mendapatkan pekerjaan yang bagus, seseorang diharuskan memiliki pendidikan yang bagus agar dapat memenuhi kualifikasi pekerjaan tersebut. Semakin minim pendidikan seseorang maka kesempatan untuk mendapatkan pekerjaan akan semakin kecil. Apabila peluang mendapatkan pekerjaan kecil maka peluang menjadi pengangguran semakin besar dan akan berdampak pada kemungkinan meningkatnya tindak kriminalitas (Sumarsono, 2015). Menurut BPS (2018) Rata-rata lama sekolah (RLS) didefinisikan sebagai jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk dalam menjalani pendidikan formal dan dapat digunakan untuk menegetahui kualitas pendidikan masyarakat dalam suatu wilayah. Penduduk yang lulus SD dihitung lama sekolah selama 6 tahun, tamat SMP dhitung selama 9 tahun, dan tamat SMA dihitung selama 12 tahun. Sebagai contoh adalah RLS Indonesia pada tahun 2016 sebesar 7,95 tahun. Artinya, secara rata-rata penduduk Indonesia yang berusia 25 tahun ke atas telah menempuh pendidikan selama 7,95 tahun atau hampir menamatkan kelas VIII.

1. Kepadatan Penduduk

Menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS) tentang angka kejahatan dan resiko terjadinya kejahatan pada penduduk dapat diasumsikan bahwa provinsi dengan jumlah penduduk yang banyak dan kepadatan penduduk yang tinggi akan membuat angka kejahatannya juga tinggi. Berdasarkan studi tiga wilayah yaitu Kalimantan Barat, Sulawesi Selatan, dan Sumatera Utara, dan tiga kota yaitu Pontianak, Makassar, dan Medan, pada tahun 2011 menunjukkan bahwa sebagai provinsi dengan jumlah penduduk terbanyak di masing-masing pulau dan kota dengan jumlah penduduk terbanyak di setiap provinsi mempunyai angka kejahatan yang paling tinggi (BKKBN, 2011). Nilai kepadatan penduduk didapatkan dengan cara membagi jumlah penduduk suatu wilayah dengan luas wilayah tersebut.

1. Produk Domestik Regional Bruto (PDRB)

PDRB merupakan nilai bersih barang dan jasa-jasa akhir yang dihasilkan oleh berbagai kegiatan ekonomi di sutau daerah dalam suatu periode. PDRB didapatkan dengan cara membagi nilai PDRB dengan jumlah penduduk di setiap wilayah. PDRB merupakan salah satu indikator kesejahteraan penduduk di suatu wilayah, semakin tinggi nilai PDRB Perkapita suatu negara maka pendapatan masyarakat daerah tersebut semakin besar sehingga kesejahteraan penduduknya akan semakin tinggi dan apabila penduduk telah hidup sejahtera maka kemungkinan terjadinya kasus kriminalitas akan semakin kecil (Sukmaraga, 2011). Menurut Bank Indonesia (BI) PDRB atas dasar harga berlaku menggambarkan nilai tambah barang dan jasa yang dihitung menggunakan harga pada tahun berjalan, sedang PDRB atas dasar harga konstan menunjukkan nilai tambah barang dan jasa tersebut yang dihitung menggunakan harga yang berlaku pada satu tahun tertentu sebagai tahun dasar. PDRB menurut harga berlaku digunakan untuk mengetahui kemampuan sumber daya ekonomi, pergeseran, dan struktur ekonomi suatu daerah. Jika suatu daerah memiliki nilai PDRB sebanayak 5 miliar berarti bahwa jumlah keseluruhan nilai tambah darang dan jasa yang dihasilkan dari semua kegiatan perekonomian di seluruh wilayah tersebut dalam satu tahun sebesar 5 miliar.

## Model Regresi Linier Berganda

Analisis regresi merupakan teknik statistika yang digunakan untuk menyelidiki dan membuat model hubungan antara variabel prediktor dan variabel respon untuk mendapatkan model terbaik yang menggambarkan hubungan antara kedua jenis variabel tersebut. Model regresi linier yang memuat *n* variabel prediktor dan satu variabel respon disebut regresi linier berganda. Bentuk umum regresi linier berganda adalah sebagai berikut:

(2.1)

dengan *y* adalah variabel respon dan adalah variabel prediktor. Asumsi yang berlaku pada model regresi (2.1) adalah sebagai berikut:

1. Galat berdistribusi normal dengan rata-rata 0 dan variansi , dan dinotasikan dengan , atau .
2. Variabel prediktor dianggap tetap
3. untuk atau

akibat asumsi 1, maka variabel random berdistribusi normal dengan rata-rata dan variansi (Ruppert, *et. al,* 2003).

## Model Linier Berganda dalam notasi matriks

Model regresi linier berganda dapat ditulis dalam notasi matrik. Berdasarkan model (2.1), pengamatan dilakukan sebanyak *n* kali untuk nilai dengan dan yang diamati adalah variabel respon . Misalkan adalah pengamatan ke- dari variabel prediktor maka dari (2.1) diperoleh sistem persamaan linier:

jika ditulis dalam notasi matriks, maka diperoleh:

(2.2)

dengan

, dan

dan

adalah vektor respon berdimensi *n x 1*

adalah vektor galat berdimensi *n x 1*

adalah vektor parameter berdimensi *(p+1) x1*

**X** adalah matrik skalar berdimensi *n x (p+1)*

dari ketiga asumsi pada atau yang berlaku pada (2.1) diatas maka berlaku pula asumsi untuk model (2.2) sebagai berikut:

1. atau
2. atau
3. dan

(Rencher, 2000)

## Estimasi Model Liniear Berganda

Untuk menduga parameter-parameter dalam model (2.1) dapat menggunakan metode kuadrat terkecil yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat galatnya. Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut:

=

Bila persamaan di atas diturunkan terhadap dan hasilny disama dengankan nol maka diperoleh:

Sehingga estimasi parameter untuk model (2.1) adalah .

Model (2.1) disebut model regresi global karena parameter model regresi tersebut berlaku untuk semua lokasi penelitian (Fotheringham, Brunson dan Charlton, 2002), dengan kata lain hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon diasumsikan konstan untuk semua lokasi dimana data tersebut diamati.

*Teorema 2.1*

Jika , maka adalah estimator tak bias untuk

*Teorema 2.2*

Jika , maka matrik varian kovarian dari adalah

(Rencher, 2000)

## Estimasi

Metode Least Square tidak bisa menghasilkan fungsi *y* dan *x* yang dapat diminimumkan untuk mendapatkan estimasi sehingga estimator diperoleh berdasarkan . Berdasarkan asumsi (2)dan menurut persamaan (2.1) maka nilai akan sama untuk

Estimasi diperoleh dari rata-rata sampel sebagai berikut:

(2.3)

dengan *n* adalah jumlah sampel, persamaan (2.3) dapat juga ditulis dalam bentuk matrik sebagai berikut:

(2.4)

sehingga

(2.5)

dengan

*Teorema 2.3*

Jika didefinisikan sebagai (2.3) dan jika dengan adalah estimator tak bias untuk atau ditulis .

(Rencher, 2000)

## Asumsi pada Analisis Spasial

Terdapat asumsi-asumsi pada analisis Spasial yang harus diuji terlebih dahulu, yaitu:

* 1. Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Asumsi residual berdistribusi normal digunakan untuk mengetahui apakah residual berdistribusi normal. Uji yang dapat dilakukan untuk asumsi residual berdistribusi normal adalah Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesis untuk uji Kolmogorov-Smirnov adalah sebagai berikut:

H0: Residual berdistribusi normal

H1: Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

, dengan

dengan adalah fungsi distribusi frekuensi kumulatif relatif dari distribusi teoritis dibawah H0 dan , merupakan distribusi frekuensi kumulatif pengamatan sebanyak sampel. Jika diberikan tingkat signifikansi sebesar , maka diambil keputusan tolak H0 jika nilai *p-value* < (Winarno, 2009).

* 1. Asumsi Dependensi Spasial

Asumsi dependensi atau uji autokorelasi residual digunakan untuk mengetahui apakah ada korelasi antar residual. Uji yang digunakan adalah uji *Moran’s I*, dengan hipotesis sebagai berikut:

H0: *I* = 0, tidak terdapat dependensi spasial

H1: *I* ≠ 0, terdapat dependensi spasial

Statistik Uji:

dengan

Pengambilan keputusan dilakukan dengan menolak H0 jika

(Mitchell, 2005)

* 1. Asumsi Heterogenitas Spasial

Salah satu aspek spasial lainnya yaitu memiliki heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial dapat dideteksi dengan melakukan uji Breusch-Pagan yang mempunyai hipotesis sebagai berikut.

(kesamaan variansi/homoskedastisitas)

(heteroskedastisitas)

Statistik uji: (2.8)

Elemen vektor adalah adalah dengan merupakan residual *least square* untuk observasi ke- dan merupakan matriks berukuran yang berisi vektor yang sudah dinormalstatndartkan untuk setiap observasi. ditolak jika lebih besar dari (Anselin, 1998).

## Model Geographically Weighted Regression (GWR)

Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan pengembangan dari model regresi global pada persamaan (2.1) dimana ide dasarnya diambil dari regresi non parametrik. Model ini merupakan model regresi linier lokal yang menghasilkan estimator parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut dikumpulkan. Dalam model GWR, variabel respon *y*  diprediksi dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati. Model GWR dapat ditulis sebagai berikut:

(2.9)

dengan

adalah nilai observasi variabel respon ke-*j*

adalah nilai observasi variabel prediktor *k* pada pengamatan ke-*j*

adalah koefisien regresi di lokasi

menyatakan titik koordinat (longitude, latitude) lokasi ke-*i*

adalah galat ke-*j*

1. Bentuk galat, diasumsikan independen identic dalam mean dan mengikuti distribusi normal dengan mean 0 dan varian konstan yang heterogen ()
2. Misalkan adalah estimator dari di lokasi ke-*i,* maka untuk semua lokasi () adalah estimator yang tak bias untuk atau dapat ditulis untuk semua *i*.

Asumsi (i) adalah asumsi yang biasanya digunakan secara teoritis dalam menganalisis regresi model (2.1), sedangkan asumsi (ii) biasanya tidak selalu tepat untuk estimator parameter lokal linier kecuali jika hubungan linier antar variabel prediktor dan responnya berlaku secara menyeluruh (global) (Wand dan Jones, 1995). Namun, dalam metodologi estimasi parameter regresi lokal (*Local Regression*) biasanya digunakan untuk mencari estimator yang biasanya sangat kecil. Dalam konteks inilah bias dari estimatornya dapat diabaikan, sehingga asumsi (ii) ini dapat berlaku untuk model GWR karena estimasi model GWR merupakan estimasi model regresi lokal (Leung dkk, 2000).

## Estimasi Parameter Model GWR

Jika dalam model (2.1) estimasi parameter modelnya menggunakan metode *Ordinary Least Square (OLS)* maka model GWR menggunakan metode *Weighted Least Square (WLS)* yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data tersebut diambil. Misalkan pembobot untuk setiap lokasi adalah , maka parameter lokasi diestimasi dengan menambahkan unsur pembobot pada persamaan (2.9) dan kemudian meminimumkan jumlah kuadrat galat berikut ini:

Model GWR merupakan pengembangan dari model regresi global yang terdapat dalam persamaan (2.1) sehingga model GWR dapat dinyatakan sebagai berikut:

*,*  (2.10)

dengan asumsi ,

adalah koordinat spasial *longitude* pada lokasi *i*

adalah koordinat spasial *latitude* pada lokasi *i*

adalah parameter-parameter model GWR

adalah variable-variabel prediktor pada pengamatan

adalahgalat ke *i*

Persamaan (2.10) dapat dijabarkan dalam sistem persamaan berikut:

(2.11)

Jika (2.11) dinyatakan dalam bentuk matriks maka diperoleh model GWR sebagai berikut:

(2.12)

dengan

, dan

Parameter dalam model (2.12) diestimasi secara lokal dengan menggunakan metode WLS dengan memberikan pembobot di setiap lokasi adalah fungsi jarak dari ke lokasi lain dimana pengamatan tersebut dilakukan. Misalkan pembobot di lokasi adalah ,, maka estimasi parameter di lokasi diperoleh dengan meminimumkan fungsi (2.13)

dengan mendefinisikan matrik pembobot

sehingga dari (2.12) dan (2.13) diperoleh

**.**

=

=

Syarat cukup agar fungsi *Q* mencapai nilai minimum adalah **0**

Sehingga diperoleh estimasi parameter model GWR (2.11) di setiap lokasinya adalah

(2.14)

Karena terdapat *n* lokasi penelitian maka estimasi parameter merupakan penduga untuk setiap baris dari matrik parameter untuk semua lokasi penelitian yang dinyatakan dalam bentuk:

Pembobot yang umum digunakan adalah fungsi Kernel Gauss (*Gaussian Distance Function*) sebagai berikut:

Sehingga bentuk matrik diagonal pembobotnya

(2.15)

dengan

adalah jarak dari lokasi ke lokasi

*h* adalah *bandwidth*

=

=

=

=

Ini menunjukkan bahwa estimator dari model *GWR*  pada (2.11) bersifat tak bias bagi . Matrik varians covarians dari estimator adalah

dengan

Dimisalkan adalah baris ke-*i* dari matrik *X*, dan adalah vektor dari estimator parameter pada lokasi sehingga diperoleh estimasi model GWR untuk pengamatan ke *i* sebagai berikut

= (2.16)

Misalkan  adalah vektor penduga nilai *y* pada *n* lokasi dan adalah vektor galat pada *n* lokasi , . Sehingga persamaan (2.16) dapat ditulis dalam bentuk:

(2.17)

dengan

penduga dari vektor galatnya adalah

(2.18)

dengan adalah matrik identitas berorde *n* (Leung dkk, 2000).

## Pemilihan Pembobot

Dalam model spasial komponen yang paling mendasar adalah matrik pembobot spasial Matrik mencerminkan adanya hubungan antara satu wilayah dengan wilayah lainnya. Matrik dibentuk berdasarkan informasi jarak dari keterangan (*neighborhood*) atau kedekatan antara satu wilayah dengan wilayah yang lain.

Banyak metode dalam membuat matrik pembobot, metode yang lazim digunakan adalah pendekatan titik dan pendekatan area. Pendekatan titik merupakan pendekatan letak geografis suatu wilayah yang berdasarkan posisi koordinat garis lintang dan garis bujur, sedangkan pendekatan area berupa pendekatan dengan *contiguity* murni (keterangan antar wilayah).

W Tobler dalam Anselin (1999) memperkenalkan Hukum I Tobler yang menyatakan bahwa segala sesuatu saling berhubungan antara satu dengan yang lainnya, tetapi sesuatu yang deket lebih mempengaruhi daripada sesuatu yang jauh. Ada beberapa aturan yang bisa digunakan untuk menentukan besarnya pembobot untuk masing-masing lokasi yang berbeda pada model GWR diantaranya:

1. Fungsi Invers Jarak

Misalkan adalah fungsi invers jarak yang mewakili pembobot antar lokasi dan lokasi dimana adalah jarak Euclidian antara lokasi dan lokasi .

Satu kelemahan menggunakan pembobot ini adalah tidak bisa digunakan sebagai pembobot untuk dirinya sendiri karena akan menghasilkan pembobot yang tak terhingga (*unlimited*) (Chasco dkk., 2007). Jika terdapat nilai observasi ke-*j* yang jaraknya terlalu jauh dari lokasi maka pengamatan yang jaraknya diluar radius *r* dari lokasi dihilangkan dengan memberikan nilai nol untuk pembobot pada pengamatan yang jaraknya lebih besar dari *r* (Brundson dkk, 2002). Pembobot ini dapat ditulis sebagai berikut:

(2.19)

1. Fungsi Kernel Gauss

Fungsi Kernel digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWR jika fungsi jarak adalah fungsi yang kontinyu dan monoton turun (Chasco dkk, 2007). Pembobot yang terbentuk dengan menggunakan fungsi Kernel ini adalah fungsi jarak Gauss (Gaussian Distance Function), Fungsi Bisquare, dan fungsi Kernel Tricube. Dimana fungsi pembobotnya adalah sebagai berikut:

1. Fungsi Kernell Gauss: (2.20)
2. Bisquare: (2.21)
3. Tricube: (2.22)

Dimana jarak antara lokasi ke lokasi dan *h* adalah parameter non negatif yang diketahui dan biasanya disebut parameter penghalus (*bandwidth*). Jika pembobot yang digunakan adalah fungsi kernel maka pemilihan *bandwidth* ini sangatlah penting, sehingga *bandwidth* merupakan pengontrol keseimbangan antara kesesuaian kurva terhadap data dan kemulusan data.

Ada beberapa metode yang digunakan untuk memilih *bandwidth* optimum, diantaranya adalah metode *Cross Validation* (CV), *Generalized* *Cross Validation* (GCV), *Akike Information Criterion* (AIC), dan *Bayesian Information Criterion* (BIC). Metode-metode ini secara matematis didefinisikan sebagai berikut:

(2.23)

(2.24)

(2.25)

(2.26)

dengan

adalah nilai penaksir (fitting value) dimana pengamatan di lokasi dihilangkan dari proses penaksiran

adalah nilai penaksir (fitting value) dimana pengamatan di lokasi dimasukkan dalam proses penaksiran

adalah jumlah parameter yang efektif

*n* adalah jumlah sampel

adalah nilai penaksir standart deviasi dari bentuk galat

*S* adalah matrik proyeksi (*had matrix*)

*L*  adalah model *likelihood*

*k*  adalah jumlah parameter

## Trace Matrik

Misalkan diketahui ***A***adalah matrik berukuran maka trace matrik ***A***adalah fungsi skalar yang didefinisikan sebagai penjumlahan elemen diagonal matrik ***A***

Secara matematis trace matrik ***A***ditulis sebagai berikut:

Sifat-sifat trace matrik:

1. Jika ***A***dan ***B***adalah matrik berukuran maka
2. Jika ***A***dan ***B***adalah matrik berukuran maka
3. Jika ***A***adalah matrik sebarang yang berukuran dan ***P***adalah sembarang matrik non singular berukuran maka
4. Jika ***A***adalah matrik sebarang yang berukuran dan ***C***adalah sembarang matrik orthogonal berukuran maka
5. Jika ***A***adalah matrik berukuran dengan matrik *t* adalah adalah *Generalize Inverse* dari matrik ***A*,**maka

*Teorema 2.4*

Jika ***y***adalah vector random dengan rata-rata µ dan matrik varian kovariansi adalah dan jika ***A*** adalah suatu matrik konstanta yang simetris maka:

(Rencher, 2000)

## Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Untuk setiap matrik ***A***dan suatu skalar dan sebuah vektor bukan nol maka akan memenuhi sedemikian rupa sehingga , dimana disebut nilai eigen dan ***X***adalah vektor eigen dari matrik ***A***.

*Teorema 2.5*

Jika ***A***adalah matrik simetri berukuran dengan nilai-nilai eigen dan vector-vektor eigen *normalized* maka dekomposisi spektral dari matrik ***A***dapat ditulis sebagai:

dengan dan adalah matrik orthogonal (Rencher, 2000).

Jika ***P***dan didefinisikan pada teorema 2.5 maka matrik ***P***akan mendiagonalkan matrik sebagai berikut:

(2.27)

*Teorema 2.6*

Jika ***A***adalah matrik berukuran dengan nilai eigen maka:

1. (Rencher, 2000)

*Teorema 2.7*

Misalkan adalah bentuk kuadratik dari variabel normal standart dimana dan ***A***adalah matrik simetri semi definit positif, maka terdapat konstanta dan sedemikian hingga dengan dan  (Leung dkk, 2000).

## Jenis-Jenis Matrik

*Definisi 2.1*

Matrik ***A***dikatakan definit positif jika dan hanya jika setiap nilai eigen positif, dengan

*Definisi 2.2*

Matrik ***A***dikatakan semi definit positif jika dan hanya jika setiap nilai eigen positif, dengan

*Definisi 2.3*

Sebuah vektor ***P***berukuran dikatakan vektor yang dinormalkan atau vector satuan jika

*Definisi 2.4*

Matrik ***A***dikatakan matrik yang orthogonal jika ***A***adalah matrik bujur sangkar dengan kolomnya adalah vektor yang orthonormal (Rencher, 2000).

## Jenis-Jenis Distribusi

*Teorema 2.8*

Misalkan adalah sampel random yang saling independen dengan rata-rata dan varian , dan jika didefinisikan maka akan berdistribusi *chi square* dengan derajat bebas . (Mendenhall dkk, 2006)

*Teorema 2.9*

Jika adalah sampel random yang saling independen dengan rata-rata dan varian maka

akan berdistribusi chi square dengan derajat bebas serta dan adalah variabel random yang independen (Mendenhall dkk, 2006).

*Definisi 2.5*

Misalkan *u* adalah variabel random yang berdistribusi normal standart dan *v* variabel random berdistribusi chisqurae dengan derajat bebas *n* , jika *u* dan *v* adalah independen maka berdistribusi *t*  dengan derajat bebas *n* (Mendenhall dkk, 2006).

*Definisi 2.6:*

Misalkan *v* dan *w* masing-masingadalah variabel random yang berdistribusi dengan derajat bebas *n* dan *m* . Jika *v* dan *w* independen maka berdistribusi *t* dengan derajat bebas *n* (Mendenhall, 2008).

*Definisi 2.7:*

Jika *A* matrik simetri dan vector random *y* berdistribusi maka akan berdistribusi jika dan hanya jika adalah matrik idempotent dan mempunyai rank *r* (Rencher, 2000).

## Uji Parsial Parameter Model GWR

Uji yang perlu dilakukan dalam pemodelan GWR adalah sebagai berikut:

1. Uji Parsial Parameter Variabel Global Model GWR

Uji hipotesis yang pertama kali harus dilakukan adalah pengujian koefisien parameter model regresi global, pengujian ini bertujuan untuk mengetahui variabel global yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon pada model GWR. Uji parsial parameter variabel global dengan hipotesis berikut:

(variabel global pada lokasi tidak signifikan)

(variabel global pada lokasi signifikan)

Jika diberikan taraf nyata , maka keputusan diambil berdasarkan daerah kritis menolak jika nilai .

(Gunita, 2014)

1. Uji Parsial Parameter Variabel Lokal Model GWR

Pengujian parameter model variabel lokal dilakukan untuk mengetahui variabel lokal yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon pada model GWR. Uji parsial parameter variabel global dengan hipotesis berikut:

(variabel global pada lokasi tidak signifikan)

(variabel global pada lokasi signifikan)

dengan menggunakan statistik uji:

(2.28)

Jika diberikan taraf nyata , maka keputusan diambil berdasarkan daerah kritis menolak jika nilai .

(Gunita, 2014)

## ArcView GIS 3.3

ArcView merupakan salah satu *software* Sistem Informasi Geografis (SIG) dan pemetaan yang dikembangkan oleh ESRI. *Arc View* memiliki kemampuan dalam pengolahan atau *editing arc*, menerima atau konversi dari data digital lain seperti CAD, atau dihubungkan dengan data image seperti format .jpg, .tiff, atau image gerak. Terdapat empat menu utama yang akan ditemukan saat masuk ke program ArcView, yaitu *File*, *Project*, *Windows*, dan *Help*. Terdapat dua *button* *Save* yang dapat diisi dengan dokumen *view*, *tabel*, *chart*, *layout*, dan *script*, fungsi dokumen-dokumen tersebut adalah sebagai berikut:

1. *View*

*View* berfungsi untuk menampilkan gambar peta yang dapat diisi beberapa *layer* spasial, seperti administrasi, jalan, sungai, kota, penggunaan tanah. Setiap *layer* dikenal dengan sebutan *theme* (tema).

1. *Table*

*Table* berfungsi untuk menyimpan informasi yang menjelaskan setiap *feature* yang ada pada *view* karena keduanya saling berhubungan. *Editing* terhadap data dapat digunakan dengan menggunakan *Table*.

1. *Layout*

*Layout* berfungsi untuk membuat tampilan peta yang mampu menggabungkan isi dokumen-dokumen pada *View*, *Table*, dan komponen peta lainnya, seperti arah utara, skala, legenda, serta judul peta.

(Budiyanto, 2002)

## *Open Source Software* (OSS) R

OSS-R merupakan salah satu software yang sering digunakan dalam statistika dan dilengkapi dengan *Graphic User Interface* (GUI) yang dapat memudahkan user dalam mencari atau menentukan nilai-nilai dari proses statistika (Fikri, 2011). Versi pertama R diluncurkan pada tahun 1992 oleh Ross Ihaka dan Robert Gentleman (singkatan R berasal dari kedua nama tersebut) yang keduanya dari the University of Auckland. Bahasa R berbasis bahasa S yang dibangun di Bell laboratories di tahun 80-an sehingga sintak R hampir identik dengan perbedaan yang tidak terlalu banyak. Di dalam R terdapat beberapa *package* yang dapat digunakan dalam pembuatan program, diantaranya adalah sebagai berikut:

1. *package* ‘ape’

*package* ini berisi fungsi dasar yang memungkinkan R berfungsi sebagai bahasa: aritmatika, input/output, dukungan pemrograman dasar, dll.

1. *package* ‘base’

*package* ini berfungsi untuk membaca, menulis, merencanakan, dan memanipulasi pohon *phylogenetic*, menganalisis komparasi data pada sebuah kerangka *phylogenetic*, menganalisis karakter turunan analisis diversifikasi dan *macroevolution*, menghitung jarak dari sekuensi DNA, membaca dan menulis sekuens neuklotida sekaligus mengimpor dari BioConductorm dan beberapa alat seperti uji Mantel’s, plot *generalized skyline*, eksplorasi grafik dari data *phylogenetic* (alec, trex, kronoviz), estimasi laju evolusi absolut dan pohon seperti jam menggunakan panjang jalur rata-rata dan *penalized likelihood*, pertemuan antara pohon-pohon sekuens *non-contemporaneus*, menerjemahkan DNA kedalam sekuens AA, dan menilai keberpihakan sekuens.

1. *package* ‘lmtest’

*package* ini merupakan kumpulan dari uji-uji, dataset-dataset, dan contoh-contoh untuk diagnostic pada model regresi linear. Lebih jauh lagi, beberapa alat-alat generic untuk inferensi pada model parametric tersedia.

1. *package* ‘spgwr’

*package* ini berfungsi untuk menghitung secara geografis.

1. *package* ‘zoo’

packaget ini merupakan sebuah kelas A3 dengan metode-metode untuk indeks-indeks pengamatan yang diminta secara keseluruhan. Package ini ditujukan untuk rangkaian waktu tidak teratur dari vektor-vektor angka/matriks dan faktor-faktor.

(Zeileis, 2019).

## *Open Source Software* (OSS) GWR4

GWR4 merupakan aplikasi perangkat lunak berbasis Microsoft Windows untuk mengkalibrasi model *Geogrpahically Weighed Regression* (GWR) yang dapat digunakan untuk mengeksplorasi hubungan yang bervariasi secara geografis antara variabel respon dan variabel prediktor. GWR4 memungkinkan untuk digunakan dalam analisis GWR dan GWGLM (*Geographically Weighted Generelised Linear Model*) dengan formasi semiparametriknya, terkait uji statistic dan pemilihan model oleh data yang ditentukan pengguna dan pengaturan model.

Pada halaman utama setelah aplikasi perangkat lunak ini dibuka akan terdapat menu-menu yang akan memandu pengguna agar dapat menggunakan *software* ini, menu-menu tersebut merupakan langkah-langkah yang harus dilakukan untuk mendapatkan hasil dari proses pembentukan model regresi yang menggunakan pembobot wilayah. Menu-menu tersebut adalah sebagai berikut:

1. Step 1: Data

Pada bagian ini pengguna diminta untuk memberi judul pada analisis yang akan dilakukan dan memasukkan data ke dalam *software* GWR4. Data yang telah dimasukkan ke dalam *software* dapat dilihat pada bagian “View Data”.

1. Step 2: Model

Menu ini digunakan untuk memilih model regresi yang akan digunakan berdasarkan jenis distribusi datanya, terdapat beberapa pilihan pada bagian ini seperti Gaussian, Poisson, dan Logistic. Pada menu ini juga digunakan untuk mendefinisikan variabel-variabel yang akan digunakan dalam proses analisis pembentukan model.

1. Step 3: Kernel

Bagian ini digunakan untuk memilih fungsi pembobot Kernel, terdapat dua jenis pembobot yang disediakan yaitu pembobot tetap (*fixed*) dan pembobot adaptif (*adaptive*). Pada bagian ini juga digunakan untuk menentukan *bandwidth* yang akan digunakan, terdapat dua pilihan yaitu *default search* dan *definitive*. Pemilihan kriteria dalam pengujian fit model GWR juga dilakukan pada bagian Step 3: Kernel ini.

1. Step 4: Output

Menu ini ditujukan untuk memilih tempat atau lokasi penyimpanan hasil proses modeling seperti yang tertera pada buku manual *software* ini.

1. Step 5: Execute

Bagian ini merupakan tahapan untuk memulai proses estimasi model GWR. Hasil proses estimasi akan muncul setelah pilihan “Excecute this session” dipilih dan akan menghasilkan informasi dengan keterangan “Program terminated” pada kotak hasil. Pada kota hasil ini dapat dilihat hasil estimasi dan nilai estimasi koefisien variabel prediktor model GWR pada “View the parameter estimates”. Hasil proses pemodelan ini juga dapat dilihat pada *file output* yang telah ditatur pada Step 4: Output sebelumnya.

(Nakaya, 2016).

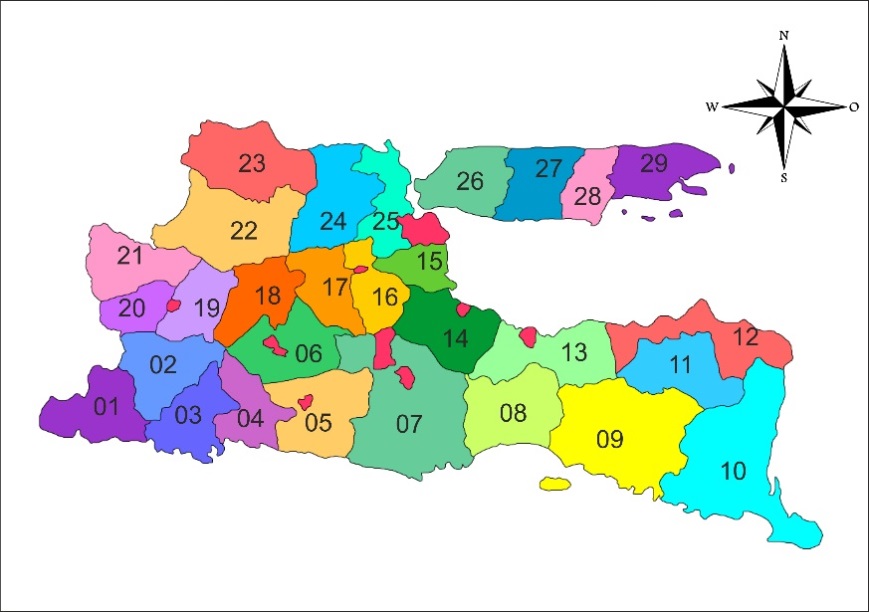
# BAB III

METODE PENELITIAN

## Data dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data tentang persentase kriminalitas di Jawa Timur pada tahun 2017 beserta faktor-faktor terkait yang diduga berpengaruh. Data merupakan data sekunder yang didapatkan dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Jawa Timur tahun 2018. Data kriminalitas yang disajikan dalam publikasi BPS merupakan data yang mencakup seluruh peristiwa/kejadian kriminalitas yang dilaporkan oleh masyarakat atau aksi kriminalitas yang pelakunya tertangkap oleh kepolisian di kabupaten/kota di Jawa Timur yang terdiri dari 29 kabupaten dan 9 kota.

Berikut ini adalah peta administrasi Provinsi Jawa Timur:



Gambar 3.1 Peta Wilayah Provinsi Jawa Timur

Gambar 3.1 merupakan peta Jawa Timur berdasarkan kabupaten/kota dengan kode di masing-masing wilayah. Kode yang digunakan setiap kabupaten/kota tersebut mengikuti kode yang ada dalam Susenas tahun 2013. Keterangan kode kabupaten/kota di Jawa Timur yang terdapat dalam peta dapat dilihat pada Tabel 3.1 sebagai berikut.

Tabel 3.1 Kode Kabupaten/Kota di Jawa Timur

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Kode | Kabupaten/Kota | Kode | Kabupaten/Kota |
| 1 | Kab. Pacitan | 20 | Kab. Magetan |
| 2 | Kab. Ponorogo | 21 | Kab. Ngawi |
| 3 | Kab. Trenggalek | 22 | Kab. Bojonegoro |
| 4 | Kab. Tulungagung | 23 | Kab. Tuban |
| 5 | Kab. Blitar | 24 | Kab. Lamongan |
| 6 | Kab. Kediri | 25 | Kab. Gresik |
| 7 | Kab. Malang | 26 | Kab. Bangkalan |
| 8 | Kab. Lumajang | 27 | Kab. Sampang |
| 9 | Kab. Jember | 28 | Kab. Pamekasan |
| 10 | Kab. Banyuwangi | 29 | Kab. Sumenep |
| 11 | Kab. Bondowoso | 30 | Kota Kediri |
| 12 | Kab. Situbondo | 31 | Kota Blitar |
| 13 | Kab. Probolinggo | 32 | Kota Malang |
| 14 | Kab. Pasuruan | 33 | Kota Probolinggo |
| 15 | Kab. Sidoarjo | 34 | Kota Pasuruan |
| 16 | Kab. Mojokerto | 35 | Kota Mojokerto |
| 17 | Kab. Jombang | 36 | Kota Madiun |
| 18 | Kab. Nganjuk | 37 | Kota Surabaya |
| 19 | Kab. Madiun | 38 | Kota Batu |

## Variabel Penelitian

Variabel dalam penelitian ini merupakan faktor yang diduga berpengaruh terhadap persentase kriminalitas. Variabel-variabel yang digunakan disajikan pada Tabel 3.1 berikut:

Tabel 3.2 Variabel-variabel Penelitian

|  |  |
| --- | --- |
| **Variabel** | **Keterangan** |
|  | Persentase kriminalitas di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur |
|  | Presentase Penduduk Miskin di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur |
|  | Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur |
|  | Rata-Rata Lama Sekolah di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur |
|  | Kepadatan Penduduk di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur (ribu ribu jiwa/km2) |
|  | Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) atas dasar harga berlaku (triliun rupiah) di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur |

Variabel geografis berupa titik koordinat lokasi setiap kabupaten/kota di Jawa Timur juga dibutuhkan, variabel titik koordinat tersebut adalah:

: titik koordinat lintang selatan (*longitude*) setiap kabupaten/kota di Jawa Timur

: titik koordinat bujur timur (*latitude*) setiap kabupaten/kota di Jawa Timur.

## Langkah Analisis Data

Langkah-langkah analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

* + 1. **Deskripsi Variabel Penelitian**

Mendeskripsikan variabel-variabel yang diduga mempengaruhi tingkat kriminalitas kabupaten/kota di Jawa Timur menggunakan histogram dengan *software* Microsoft Office Excel danpeta tematik menggunakan *software* ArcView GIS 3.3 dengan langkah sebagai berikut:

* + - * 1. Membuat histogram menggunakan *software* Microsoft Office Excel dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Menginputkan data terkait analisis tingkat kriminalitas di Jawa Timur ke lembar kerja Microsoft Office Excel
2. Memilih menu Insert, kemudian pilih “Column” dan pilih tipe histogram yang diinginkan.
3. Masukkan data yang akan digunakan pada sumbu x dan y kemudin beri judul histogram tersebut.
   * + - 1. Membuat peta tematik menggunakan *software* ArcView GIS 3.3 dengan langkah sebagai berikut:
         2. Menginputkan *layer file* peta Jawa Timur dalam format shp.
         3. Menginputkan data terkait tingkat kriminalitas di Jawa Timur dalam persen beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya ke dalam “Table attribute”.
         4. Mengklasifikasikan Kabupaten/Kota sesuai data tingkat kriminalitas beserta faktornya dengan jumlah kelas klasifikasi sesuai yang diinginkan.
         5. Menampilkan hasil klasifikasi dengan cara memilih opsi “Label Feature”.
         6. Memperoleh peta tematik persebaran tingkat kriminalitas kabupaten/kota di Jawa Timur.
     1. **Pemodelan Persentase kriminalitas**

Uji terhadap asumsi pada analisis spasial perlu dilakukan sebelum memodelkannya dengan langkah sebagai berikut:

Melakukan uji asumsi heterogenitas spasial dengan bantuan *software* R menggunakan uji Breusch-Pagan untuk mengetahui apakah terdapat heteroskedastisitas atau tidak. Nilai *BP* yang dihasilkan kemudian dibandingkan dengan nilai , jika nilai *BP* lebih besar dari nilai maka terjadi heteroskesdastisitas.

Melakukan uji asumsi dependensi spasial dengan *software* R menggunakan uji Moran’s I dengan bantuan *package* spgwr pada *software* R. Nilai *p-value* yang dihasilkan kemudian dibandingkan dengan nilai 𝛼, jika nilai *p-value* lebih kecil dari nilai 𝛼 maka terdapat dependensi residual.

Setelah uji terhadap asumsi spasial maka langkah selanjutnya adalah memodelkan persentase kriminalitas di Jawa Timur menggunakan pendekatan *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Menentukan jarak Euclidian antar lokasi pengamatan berdasarkan letak geografis dengan persamaan (2.19) dengan merupakan garis lintang selatan (*longitude*) dan merupakan garis bujur timur (*latitude*) setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur.
2. Menentukan nilai *bandwidth* optimum untuk setiap lokasi dengan menggunakan metode *Cross Validation* (CV) dengan persamaan (2.21).
3. Menghitung matriks pembobot dengan menggunakan *bandwidth* yang paling optimum.
4. Mengestimasi parameter model GWR sesuai dengan persamaan (2.14).
5. Memilih model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil model GWR.
6. Melakukan uji normalitas terhadap residual data persentase kriminalitas di Jawa Timur dengan bantuan software Minitab menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Nilai p-value yang dihasil kemudian dibandingkan dengan nilai 𝛼, jika nilai p-value lebih besar dari nilai 𝛼 maka residual data berdistribusi normal.
7. Melakukan pengujian parsial parameter global dan uji parsial parameter lokal pada model GWR sesuai dengan persamaan (2.28).
8. Mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap persentase kriminalitas di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur.
9. Menentukan model terbaik untuk persentase kriminalitas di setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur.
10. Membuat peta tematik hasil estimasi persentase kriminalitas di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur berdasarkan faktor yang berpengaruh signifikan dengan melakukan pengelompokan menggunakan *software* ArcView 3.3.

# BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

1. Deskripsi Variabel-Variabel Terkait Persentase Kriminalitas di Jawa Timur

Deskripsi data terkait kriminalitas di Jawa Timur dan variabel-variabel yang diduga berpengaruh, yaitu persentase kriminalitas, persentase penduduk, Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), rata-rata lama sekolah, kepadatan penduduk, dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) atas dasar harga berlaku di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur dilakukan dengan statistika deskriptif.

Gambaran mengenai kriminalitas di Jawa Timur beserta variabel-variabel yang diduga berpengaruh dapat ditunjukkan pada Tabel 4.1 berikut:

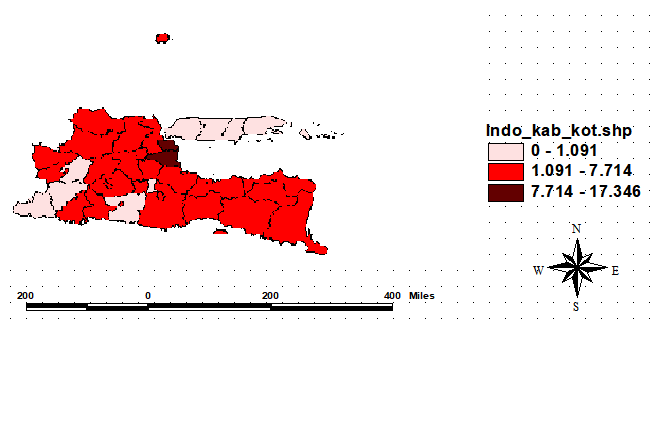
Tabel 4.1Deskriptif Kriminalitas dan Variabel yang Berpengaruh

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Variabel | Rata-rata | Maximum | Minimum |
|  | 2,63 | 17,35 | 0,25 |
|  | 2,6313 | 6,15 | 0,16 |
|  | 3,76368 | 7,22 | 0,85 |
|  | 7,5845 | 11,1 | 4,12 |
|  | 1,90017 | 8,20 | 0,28 |
|  | 53,583 | 494,0433 | 5,80236 |

Berdasarkan Tabel 4.1 diketahu bahwa rata-rata persentase kriminalitas () di Jawa Timur sebesar 2,63%, dengan nilai maximum sebesar 17,35% dan nilai minimum sebesar 0,25%.

Gambar 4.1 Persentase Kriminalitas di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa kabupaten/kota dengan persentase kriminalitas terendah adalah Kabupaten Pacitan yang ditandai dengan kotak berwarna kuning dengan persentase kriminalitas sebesar 0,25% dan kabupaten/kota dengan persentase tertinggi adalah Kota Surabaya yang ditandai dengan kotak berwarna merah dengan persentase sebesar 17,35%.

Gambar 4.2 Peta Tematik Persebaran Kriminalitas di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.2 dapat dilihat persebaran persentase kriminalitas menurut kabupaten dan kota di Jawa Timur. Gradasi warna menunjukkan besaran nilai persentase kriminalitas dengan warna merah muda menunjukkan daerah dengan kriminalitas rendah, warna merah menunjukkan daerah dengan kriminalitas sedang, dan warna merah tua menunjukkan daerah dengan kriminalitas tinggi. Pada peta tematik persebaran kriminalitas di Jawa Timur dapat dilihat bahwa daerah yang masuk dalam kategori tinggi adalah Kabupaten Sidoarjo dan Kota Surabaya.

Gambar 4.3 Persentase Penduduk Miskin di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa kabupaten/kota dengan persentase penduduk miskin terendah adalah Kota Mojokerto yang ditandai dengan kotak berwarna kuning dengan persentase penduduk miskin sebesar 0,16% dan kabupaten/kota dengan persentase tertinggi adalah Kabupaten Malang yang ditandai dengan kotak berwarna merah dengan persentase sebesar 6,15%.

Gambar 4.4 Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.4 dapat dilihat bahwa kabupaten/kota dengan nilai TPT terendah adalah Kabupaten Pacitan yang ditandai dengan kotak berwarna kuning dengan nilai TPS sebesar 0,85% dan kabupaten/kota dengan nilai tertinggi adalah Kota Malang yang ditandai dengan kotak berwarna merah dengan persentase sebesar 7,22 %.

Gambar 4.5 Rata-Rata Lama Sekolah di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa kabupaten/kota dengan rata-rata lama sekolah yang terendah adalah Kabupaten Sampang yang ditandai dengan kotak berwarna kuning dengan persentase sebesar 4,12 tahun dan kabupaten/kota dengan rata-rata tertinggi adalah Kota Madium yang ditandai dengan kotak berwarna merah dengan persentase sebesar 11,1 tahun.

Gambar 4.6 Kepadatan Penduduk di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa kabupaten/kota dengan nilai kepadatan penduduk terendah adalah Kabupaten Banyuwangi yang ditandai dengan kotak berwarna kuning dengan nilai kepadatan penduduk sebesar 0,2775 ribu jiwa/km2 dan kabupaten/kota dengan nilai tertinggi adalah Kota Surabaya yang ditandai dengan kotak berwarna merah dengan nilai sebesar 8,2007 ribu jiwa/km2.

Gambar 4.7 PDRB Atas Dasar Harga Berlaku di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.7 dapat dilihat bahwa kabupaten/kota dengan nilai PDRB terendah adalah Kota Blitar yang ditandai dengan kotak berwarna kuning dengan nilai PDRB sebesar 5,80236 triliun rupiah dan kabupaten/kota dengan persentase tertinggi adalah Kota Surabaya yang ditandai dengan kotak berwarna merah dengan nilai PDRB sebesar 494,0433 triliun rupiah.

1. Pemodelan Persentase Kriminalitas di Jawa Timur

Pemodelan persentase kriminalitas di Jawa Timur dilakukan dengan menggunakan data terkait kriminalitas di Jawa Timur yang meliputi variabel respon, yang berupa data persentase kriminalitas di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur menurut kepolisian daerah tahun 2017, dan variabel prediktor, yang berupa data persentase penduduk miskin, Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), rata-rata lama sekolah, kepadatan penduduk, dan PDRB atas dasar harga berlaku. Data variabel terkait kriminalitas di Jawa Timur yang digunakan dapat dilihat secara lengkap pada Lampiran 1.

* + 1. **Pengujian Asumsi Spasial**

Memodelkan persentase kriminalitas di Jawa Timur dengan menggunakan regresi spasial perlu dilakukan uji asumsi heterogenitas spasial dan uji asumsi dependensi spasial terhadap data terkait persentase kriminalitas di Jawa Timur untuk mengetahui adanya keterikatan antar wilayah satu dengan wilayah lain. Uji asumsi spasial dilakukan dengan melakukan pengujian asumsi heterogenitas dan dependensi, kedua pengujian tersebut adalah sebagai berikut:

1. Pengujian Asumsi Heterogenitas Spasial

Pengujian asumsi heterogenitas spasial dilakukan untuk mengetahui varians dari residual variabel respon berbeda di setiap lokasi atau terdapat setidaknya satu lokasi pengamatan yang memiliki varians residual yang berbeda. Uji asumsi heterogenitas spasial dilakukan dengan uji Breusch-Pagan dan menggunakan bantuan OSS-R. Pengujian Breusch-Pagan dengan menggunakan OSS-R diperoleh hasil *output* pada Lampiran 3 berdasarkan program yang terdapat pada Lampiran 2, hasil tersebut disajikan pada Tabel 4.2 sebagai berikut:

Tabel 4.2 Hasil Uji Asumsi Heterogenitas Spasial

|  |  |
| --- | --- |
| Uji Breusch-Pagan | 10,62 |
| df | 5 |
| *P-value* | 0,05946 |

Hipotesis untuk pengujian Breusch-Pagan ini adalah sebagai berikut:

(varians antar lokasi sama)

minimal terdapat satu yang berbeda (varians antar lokasi berbeda)

Dengan daerah kritis tolak apabila nilai . Berdasarkan hasil uji didapatkan nilai *chisquare* sebesar 9,236 lebih kecil dari nilai Breusch-Pagan yang dihasilkan sehingga dapat diputuskan ditolak yang berarti bahwa varians antar lokasi berbeda atau terjadi heterogenitas.

1. Pengujian Asumsi Dependensi Spasial

Pengujian asumsi dependensi spasial dilakukan untuk mengetahui adanya residual variabel respon di suatu wilayah memiliki keterkaitan dengan wilayah di sekitarnya. Pengujian asumsi dependensi spasial dilakukan dengan melakukan uji Moran’s I menggunakan OSS-R dengan hasil *output* pada Lampiran 3 dan disajikan pada Tabel 4.3 sebagai berikut:

Tabel 4.3 Hasil Uji Asumsi Dependensi Spasial

|  |  |
| --- | --- |
| Observed | 0,02310953 |
| Expected | -0,02702703 |
| SD | 0,04238834 |
| P-Value | 0,236819 |

Hipotesis untuk pengujian Moran’s I adalah sebagai berikut:

tidak terdapat dependensi spasial (residual variabel respon independen)

terdapat dependensi spasial (residual variabel respon dependen)

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.3 diperoleh *p-value* sebesar 0,236819, nilai *p-value­* tersebut lebih besar dari 10% sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat dependensi spasial untuk persentase kriminalitas antar wilayah di Jawa Timur. Meskipun tidak terdapat dependensi spasial berdasarkan uji Moran’s I, pemodelan tetap dilakukan dengan menggunakan pendekatan GWR karena menurut Weda (1996) dengan teori kartografi dan teori lingkungannya yang menjelaskan bahwa kriminalitas dipengaruhi oleh distribusi kejahatan dalam daerah-daerah tertentu baik secara geografis maupun sosial dan faktor lingkungan, baik lingkungan keluarga, ekonomi, sosial, budaya, pertahanan keamanan dan penemuan teknologi, juga menurut Rahmawati (2011) yang menjelaskan bahwa kriminalitas di suatu daerah dipengaruhi ada kecenderungan dipengaruhi oleh kriminalitas di daerah lain yang berdekatan.

* + 1. **Pemodelan Persentase Kriminalitas dengan Pendekatan GWR**

1. Pemilihan Pembobot Terbaik

Penentuan pembobot terbaik pada pemodelan persentase kriminalitas di Jawa Timur dengan pendekatan GWR merupakan langkah pertama yang harus dilakukan agar mendapatkan nilai AIC terkecil dan *bandwidth* (h) optimum berdasarkan pembobot kernel. Kriteria *Cross Validation* (CV) terkecil digunakan untuk mendapatkan *bandwidth* optimum. Pada Lampiran 4 terdapat hasil perhitungan dengan pendekatan GWR menggunakan *software* GWR4. Hasil perhitungan tersebut disajikan pada Tabel 4.4 sebagai berikut:

Tabel 4.4 Nilai AIC dan CV Setiap Pembobot Fungsi Kernel

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Pembobot Kernel | AIC | CV |
| *Fixed Gaussian Kernel* | 174,984 | 4,940697 |
| *Fixed Bisquare Kernel* | 175,772 | 4,981075 |
| *Adaptive Bisquare Kernel* | 177,293 | 5,046535 |
| *Adaptive Gaussian Kernel* | 173,311 | 4,895324 |

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa pembobot dengan nilai AIC terkecil dan nilai CV terkecil untuk mendapatkan *bandwidth* optimum adalah pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* dengan nilai AIC sebesar 173,311 dan nilai CV sebesar 4,895324, sehingga pembobot terbaik yang dipilih untuk memodelkan persentase tingkat kriminalitas di Jawa Timur dengan pendekatan GWR adalah pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*.

1. Pengujian Normalitas Residual

Pengujian normalitas terhadap residual variabel respon hasil estimasi pemodelan dilakukan dengan menggunakan *software* Minitab dan didapatkan hasil *output* pengujian *Kolmogorov-Smirnov* pada Lampiran 5. Hasil *p-value* uji normalitas residual disajikan pada Tabel 4.5 sebagai berikut:

Tabel 4.5 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov*

|  |  |
| --- | --- |
| N | 38 |
| P-Value | 0,150 |

Hipotesis untuk uji *Kolmogorov-Smirnov* adalah sebagai berikut:

residual variabel respon berdistribusi normal

residual variabel respon berdistribusi tidak normal

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa *p-value* sebesar 0,150 lebih besar dari nilai 10%, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual variabel respon berdistribusi normal.

1. Pengujian Parsial Parameter Global pada Model GWR

Pengujian parsial parameter global pada model GWR berdasarkan hasil *output* *software* GWR4 pada Lampiran 6 diperoleh variabel prediktor yang berpengaruh terhadap persentase kriminalitas di Jawa Timur secara global. Variabel prediktor tersebut adalah penduduk miskin (), rata-rata lama sekolah (), dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) atas dasar harga berlaku ().

Pengujian parsial untuk dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

(variabel global tidak siknifikan)

(variabel global siknifikan)

dengan nilai sebesar 10% dan derajat bebas sebesar 31,599145, maka uji statisiknya adalah variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan apabila:

atau

pada *output* *software* GWR4 didapatkan nilai variabel secara global sebesar 1,932820 lebih besar dari 1,69459 sehingga dapat diputuskan untuk menolak . Penolakan terhadap ini berarti bahwa persentase penduduk miskin memiliki pengaruh yang bersifat global secara signifikan terhadap persentase kriminalitas.

Pengujian parsial untuk dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

(variabel global tidak siknifikan)

(variabel global siknifikan)

dengan nilai sebesar 10% dan derajat bebas sebesar 31,599145, maka uji statisiknya adalah variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan apabila:

atau

pada *output* *software* GWR4 didapatkan nilai variabel sebesar 2,021314 lebih besar dari 1,69459 sehingga dapat diputuskan untuk menolak . Penolakan terhadap ini berarti bahwa rata-rata lama pendidikan memiliki pengaruh yang bersifat global secara signifikan terhadap persentase kriminalitas.

Pengujian parsial untuk dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

(variabel global tidak siknifikan)

(variabel global siknifikan)

dengan nilai sebesar 10% dan derajat bebas sebesar 31,599145, maka uji statisiknya adalah variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan apabila:

atau

pada *output* *software* GWR4 didapatkan nilai variabel sebesar 4,60042 lebih besar dari 1,69459 sehingga dapat diputuskan untuk menolak . Penolakan terhadap ini berarti bahwa nilai PDRB atas dasar harga berlaku memiliki pengaruh yang bersifat global secara signifikan terhadap persentase kriminalitas.

1. Pengujian Parsial Parameter Lokal pada Model GWR

Pengujian parsial parameter lokal pada model GWR merupakan pengujian yang selanjutnya dilakukan setelah melakukan pengujian parsial parameter global pada model GWR. Statistik uji untuk mendapatkan variabel lokal yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon dengan nilai sebesar 10% adalah sebagai berikut:

atau

Nilai telah terdapat pada Lampiran 6 beserta koefisien variabel prediktor yang bersifat lokal pada model GWR.

Sebagai contoh maka diambil analisis hasil estimasi parameter model untuk kabupaten/kota yang memiliki persentase kriminalitas tertinggi di Jawa Timur yaitu Kota Surabaya (lokasi ke-37) dan kabupaten/kota yang memiliki persentase kriminalitas terendah di Jawa Timur yaitu Kabupaten Pacitan (lokasi ke-1).

Hipotesis yang digunakan untuk menguji parameter lokal di Kota Surabaya adalah sebagai berikut:

Hasil pengujian parsial parameter model GWR untuk Kota Surabaya diringkas dalam Tabel 4.6 sebagai berikut:

Tabel 4.6 Hasil Uji Parsial Parameter Lokal Model GWR Kota Surabaya

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Parameter | Estimasi | hitung | tabel | Keputusan |
|  | 0.770873 | 2,038462 | 1,69459 | Tolak |
|  | -0,15815 | -0,46258 | Terima |
|  | 0,899248 | 2,123552 | Tolak |
|  | 0,044822 | 0,160637 | Terima |
|  | 0,026338 | 4,538515 | Tolak |

Berdasarkan pengujian parameter global dan lokal yang telah dilakukan maka diperoleh model GWR Kota Surabaya adalah sebagai berikut:

(4.1)

Hasil nilai untuk masing-masing variabel predikor ditampilkan pada Tabel 4.6 dengan keputusan tolak bila , sehingga diperoleh parameter yang berpengaruh signifikan pada Kota Surabaya adalah yang merupakan persentase penduduk miskin, yang merupakan rata-rata lama sekolah, dan yang merupakan nilai PDRB atas dasar harga berlaku.

Berdasarkan model yang terbentuk dapat diinterpretasikan bahwa setiap kenaikan persentase penduduk miskin () di Kota Surabaya sebesar 1% akan menaikkan persentase kriminalitas di wilayah tersebut sebanyak 0.770873% dari kasus sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan, hal ini sesuai dengan penjelasan mengenai kemiskinan yang disampaikan oleh Sriwahyuni (2013), yang menyebutkan bahwa semakin tingginya tingkat kemiskinan di suatu wilayah maka akan ditemukan semakin banyaknya tindak kriminalitas yang terjadi di wilayah tersebut.

Setiap kenaikan nilai TPT () di Kota Surabaya sebanyak 1% akan menurunkan persentase kriminalitas sebanyak 0,15815% dari kasus sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan, hal ini kurang sesuai dengan penjelasan mengenai pengangguran yang disampaikan oleh Irna Minauli (2017), psikolog Universitas Medan Area (UMA), yang menyebutkan bahwa tingkat kriminalitas berkaitan dengan tingginya angka pengangguran pada usia produktif. Bertolak belakangnya hasil interpretasi terkait pengangguran ini mungkin terjadi apabila tingginya tingkat pengangguran disebabkan oleh mereka yang menganggur dikarenakan faktor usia dan atau karena kebutuhan hidupnya telah dipenuhi oleh penduduk yang tidak menganggur.

Kenaikan rata-rata lama sekolah () di Kota Surabaya setiap 1 tahun akan menaikkan persentase kriminalitas di wilayah tersebut sebanyak 0,899248% dengan asumsi variabel lain konstan, hal ini sesuai dengan penjelasan mengenai pendidikan oleh Sumarsono (2015), yang menyebutkan bahwa pendidikan yang bagus dibutuhkan seseorang agar mampu memenuhi kualifikasi untuk mendapatkan pekerjaan yang bagus sehingga peluang menjadi pengangguran akan semakin kecil sedang besarnya angka pengangguran dianggap mempengaruhi peningkatan tindak kriminal.

Setiap kenaikan nilai kepadatan penduduk () di Kota Surabaya sebanyak seribu jiwa/km2 akan menaikkan persentase kriminalitas di wilayah tersebut sebanyak 0,044822% dengan asumsi variabel lain konstan, hal ini sesuai dengan penjelasan mengenai kepadatan penduduk yang disampaikan oleh BKKBN (2011) yang menyebutkan bahwa wilayah dengan jumlah penduduk yang banyak dan kepadatan penduduk yang tinggi akan membuat angka kejahatan wilayah tersebut juga tinggi.

Setiap kenaikan nilai PDRB () di Kota Surabaya sebanyak 1 triliun rupiah dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan persentase kriminalitas di wilayah tersebut sebanyak 0,026338%. Hal tersebut bertolak belakang dengan pernyataan mengenai PDRB oleh Sukamarga (2011) yang menjelaskan bahwa semakin tinggi nilai PDRB suatu wilayah menunjukkan bahwa semakin tingginya kesejahteraan penduduk wilayah tersebut yang berdampak pada turunnya kemungkinan terjadinya tindak kriminalitas di wilayah tersebut. Bertolak belakangnya hal ini dapat terjadi karena adanya kemungkinan kesejahteraan penduduk dan kemampuannya sumber daya ekonomi yang tidak merata sehingga nilai PDRB atas dasar harga berlaku kurang mampu mewakili gambaran tingkat kesejahteraan penduduk.

Hipotesis yang digunakan untuk menguji parameter lokal di Kabupaten Pacitan adalah sebagai berikut:

Hasil pengujian parsial parameter model GWR untuk Kabupaten Pacitan diringkas dalam Tabel 4.7 sebagai berikut:

Tabel 4.7Hasil Uji Parsial Parameter Lokal Model GWR Kabupaten Pacitan

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Parameter | Estimasi | hitung | tabel | Keputusan |
|  | 0.735939 | 1.943285 | 1,69459 | Tolak |
|  | -0.110158 | -0.322558 | Terima |
|  | 0.86942 | 2.053057 | Tolak |
|  | 0.014896 | 0.053397 | Terima |
|  | 0.026511 | 4.567807 | Tolak |

Berdasarkan pengujian parameter global dan lokal yang telah dilakukan maka diperoleh model GWR Kabupaten Pacitan adalah sebagai berikut:

= (4.2)

Hasil nilai untuk masing-masing variabel predikor ditampilkan pada Tabel 4.7 dengan keputusan tolak bila , sehingga diperoleh parameter yang berpengaruh signifikan pada Kabupaten Pacitan adalah yang merupakan persentase penduduk miskin, yang merupakan rata-rata lama sekolah dan yang merupakan nilai PDRB atas dasar harga berlaku.

Berdasarkan model yang terbentuk dapat diinterpretasikan bahwa setiap kenaikan persentase penduduk miskin () di Kabupaten Pacitan sebesar 1% akan menaikkan persentase kriminalitas di wilayah tersebut sebanyak 0.735939% dari kasus sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan, hal ini sesuai dengan penjelasan mengenai kemiskinan yang disampaikan oleh Sriwahyuni (2013) yang menyebutkan bahwa semakin tingginya tingkat kemiskinan di suatu wilayah maka akan ditemukan semakin banyaknya tindak kriminalitas yang terjadi di wilayah tersebut.

Setiap kenaikan nilai TPT () di Kabupaten Pacitan sebanyak 1% akan menurunkan persentase kriminalitas sebanyak 0.110158% dari kasus sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan, hal ini kurang sesuai dengan dengan penjelasan mengenai pengangguran yang disampaikan oleh Irna Minauli (2017), psikolog Universitas Medan Area (UMA), yang menyebutkan bahwa tingkat kriminalitas berkaitan dengan tingginya angka pengangguran pada usia produktif. Bertolak belakangnya hasil interpretasi terkait pengangguran ini mungkin terjadi apabila tingginya tingkat pengangguran disebabkan oleh mereka yang menganggur dikarenakan faktor usia dan atau karena kebutuhan hidupnya telah dipenuhi oleh penduduk yang tidak menganggur.

Kenaikan rata-rata lama sekolah () di Kabupaten Pacitan setiap 1 tahun akan menaikkan persentase kriminalitas di wilayah tersebut sebanyak 0.86942% dengan asumsi variabel lain konstan, hal ini kurang sesuai dengan penjelasan mengenai pendidikan oleh Sumarsono (2015), yang menyebutkan bahwa pendidikan yang bagus dibutuhkan seseorang agar mampu memenuhi kualifikasi untuk mendapatkan pekerjaan yang bagus sehingga peluang menjadi pengangguran akan semakin kecil sedang besarnya angka pengangguran dianggap mempengaruhi peningkatan tindak kriminalis, hal ini juga telah dijelaskan bahwa kurang tepat berdasarkan hasil estimasi yang didapatkan pada nilai TPT () pada bagian sebelumnya. Interpretasi tingkat pendidikan yang kurang sesuai dengan teori yang ada mungkin terjadi apabila penduduk berpendidikan rendah tetap dapat bekerja dengan menggunakan keahlian maupun kreatifitas yang dimiliki tanpa melalui jalur pendidikan formal, dan atau kebutuhan hidupnya telah terpenuhi sehingga tidak mendesak mereka untuk melakukan tindak kriminalitas agar dapat memenuhi kebutuhan hidup.

Setiap kenaikan nilai kepadatan penduduk () di Kabupaten Pacitan sebanyak seribu jiwa/km2 akan menaikkan persentase kriminalitas di wilayah tersebut sebanyak 0.014896% dengan asumsi variabel lain konstan, hal ini sesuai dengan penjelasan mengenai kepadatan penduduk yang disampaikan oleh BKKBN (2011) yang menyebutkan bahwa wilayah dengan jumlah penduduk yang banyak dan kepadatan penduduk yang tinggi akan membuat angka kejahatan wilayah tersebut juga tinggi.

Setiap kenaikan nilai PDRB () di Kabupaten Pacitan sebanyak 1 triliun rupiah dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan persentase kriminalitas di wilayah tersebut sebanyak 0.026511%. Hal tersebut bertolak belakang dengan pernyataan mengenai PDRB oleh Sukamarga (2011) yang menjelaskan bahwa semakin tinggi nilai PDRB suatu wilayah menunjukkan bahwa semakin tingginya kesejahteraan penduduk wilayah tersebut yang berdampak pada turunnya kemungkinan terjadinya tindak kriminalitas di wilayah tersebut. Bertolak belakangnya hal ini dapat terjadi karena adanya kemungkinan kesejahteraan penduduk dan kemampuannya sumber daya ekonomi yang tidak merata sehingga nilai PDRB atas dasar harga berlaku kurang mampu mewakili gambaran tingkat kesejahteraan penduduk.

Hasil pengujian parsial parameter model GWR pada Kota Surabaya dan Kabupaten Pacitan dapat disimpulkan bahwa variabel-variabel yang berpengaruh secara signifikan di Kota Surabaya juga berpengaruh secara signifikan di Kabupaten Pacitan. Tabel 4.8 adalah tabel pengelompokan variabel lokal yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon di setiap kabupaten/kota dengan sebesar 10%, tabel tersebut adalah sebagai berikut:

Tabel 4.8 Variabel Prediktor yang Berpengaruh Signifikan Terhadap Variabel Respon di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Kode | Kabupaten/Kota | | Variabel yang Signifikan |
| 1 | Kab. Pacitan | |  |
| 2 | Kab. Ponorogo | |  |
| 3 | Kab. Trenggalek | |  |
| 4 | Kab. Tulungagung | |  |
| 5 | Kab. Blitar | |  |
| 6 | Kab. Kediri | |  |
| 7 | Kab. Malang | |  |
| 8 | Kab. Lumajang | |  |
| 9 | Kab. Jember | |  |
| 10 | Kab. Banyuwangi | |  |
| 11 | Kab. Bondowoso | |  |
| 12 | | Kab. Situbondo |  |
| 13 | | Kab. Probolinggo |  |
| 14 | | Kab. Pasuruan |  |
| 15 | | Kab. Sidoarjo |  |
| 16 | | Kab. Mojokerto |  |
| 17 | | Kab. Jombang |  |
| 18 | | Kab. Nganjuk |  |
| 19 | | Kab. Madiun |  |
| 20 | | Kab. Magetan |  |
| 21 | | Kab. Ngawi |  |
| 22 | | Kab. Bojonegoro |  |
| 23 | | Kab. Tuban |  |
| 24 | | Kab. Lamongan |  |
| 25 | | Kab. Gresik |  |

Lanjutan Tabel 4.8 Variabel Prediktor yang Berpengaruh Signifikan Terhadap Variabel Respon di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Kode | Kabupaten/Kota | Variabel yang Signifikan |
| 26 | Kab. Bangkalan |  |
| 27 | Kab. Sampang |  |
| 28 | Kab. Pamekasan |  |
| 29 | Kab. Sumenep |  |
| 30 | Kota Kediri |  |
| 31 | Kota Blitar |  |
| 32 | Kota Malang |  |
| 33 | Kota Probolinggo |  |
| 34 | Kota Pasuruan |  |
| 35 | Kota Mojokerto |  |
| 36 | Kota Madiun |  |
| 37 | Kota Surabaya |  |
| 38 | Kota Batu |  |

Berdasarkan Tabel 4.8 yang mengelompokkan variabel-variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur, maka pada Tabel 4.9 akan mengelompokkan kabupaten/kota sesuai dengan variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Tabel 4.9 tersebut adalah sebagai berikut:

Tabel 4.9 Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Timur Berdasarkan Variabel Prediktor yang Berpengaruh Signifikan

|  |  |
| --- | --- |
| Kabupaten/Kota | Variabel yang Signifikan |
| Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kediri, Malang, Lumajang, Jember, Bondowoso, Probolinggo, Pasuruan, Sidoarjo, Banyuwangi, Situbondo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Gresik, Bangkalan, Sampang, Pamekasan, Sumenep, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Batu | (Persentase penduduk miskin)  (Rata-rata lama sekolah)  (PDRB atas dasar harga berlaku) |

Pada Tabel 4.9 dapat diliah bahwa variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon di Jawa Timur merupakan variabel yang sama di tiap Kabupaten/Kota, maka selanjutnya akan dianalisis bahwa hasil model dengan GWR lebih baik bila dibandingan model regresi global. Analisis ini dapat dilihat dari hasil *output* pada Lampiran 4 yang dapat ditampilkan pada Tabel 4.10 berikut:

Tabel 4.10 Perbandingan ANOVA Model Regresi Global dan Model GWR

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| *Source* | SS | DF | MS | F |
| *Global Residuals* | 130,681 | 6,00 |  |  |
| *GWR Improvement* | 2,034 | 0,840 | 2,423 |  |
| *GWR Residuals* | 128,647 | 31,160 | 4,129 | 0,586815 |

Berdasarkan Tabel 4.10 di atas dapat dilihat bahwa hasil ANOVA residual GWR memiliki nilai jumlah kuadrat (SS) sebesar 128,647 lebih kecil dari residual regresi global sebesar 130,681, dan dengan menggunakan 10% maka dapat disimpulkan bahwa terdapat perbedaan antara model GWR dengan model regresi global sehingga model GWR lebih layak untuk menggambarkan persentase kriminalitas di Jawa Timur.

Hasil *output* SPSS pada Lampiran 7 merupakan hasil regresi linier global terboboti *Weighted Least Square* (WLS) persentase kriminalitas di Jawa Timur dan variabel prediktor yang diduga berpengaruh. Hasil menunjukkan bahwa terdapat perbedaan dalam hasil parameter variabel penduduk miskin () dan variabel rata-rata lama sekolah (), kedua variabel pada regresi global terboboti WLS tersebut menunjukkan bahwa jika terjadi kenaikan persentase kriminalitas di Jawa Timur maka kedua variabel tersebut akan mengalami penurunan. Perbedaan ini terjadi karena pada hasil pemodelan GWR kedua variabel tersebut akan mengalami kenaikan jika persentase kriminalitas meningkat. Namun, variabel PDRB atas dasar harga berlaku () pada pemodelan regresi linier terboboti WLS memiliki hasil yang sama dengan hasil pemodelan GWR yaitu variabel ini akan mengalami peningkatan bila persentase kriminalitas meningkat. Berdasarkan hasil kedua model tersebut didapatkan nilai untuk model regresi linier terboboti WLS sebesar 0,605 lebih kecil bila dibandingkan dengan nilai untuk model GWR sebesar 0,726, hal ini menunjukkan bahwa model GWR lebih baik dibadingkan dengan model regresi linier global, baik yang terboboti WLS maupun yang tidak terboboti WLS.

Pada Tabel 4.11 akan berisi hasil estimasi model GWR di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur, tabel tersebut adalah sebagai berikut:

Tabel 4.11 Model GWR yang Terbentuk di Setiap Kabupaten/Kota

|  |  |
| --- | --- |
| Nama Kabupaten/Kota | Model GWR |
| Pacitan |  |
| Ponorogo |  |
| Trenggalek |  |
| Tulungagung |  |
| Blitar |  |
| Kediri |  |
| Malang |  |
| Lumajang |  |
| Jember |  |
| Banyuwangi |  |
| Bondowoso |  |
| Situbondo |  |
| Probolinggo |  |

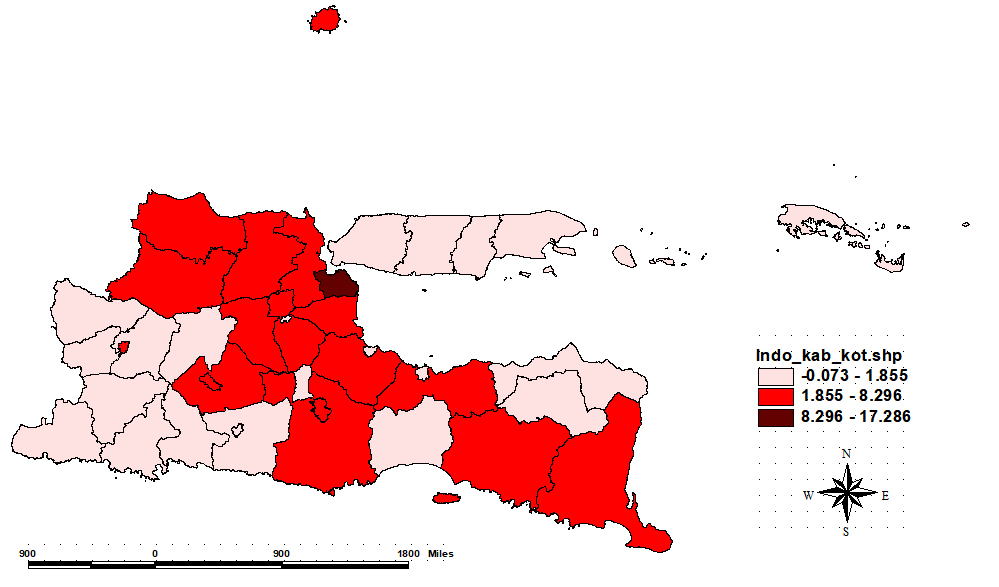
Lanjutan Tabel 4.10 Model GWR yang Terbentuk di Setiap Kabupaten/Kota

|  |  |
| --- | --- |
| Nama Kabupaten/Kota | Model GWR |
| Pasuruan |  |
| Sidoarjo |  |
| Mojokerto |  |
| Jombang |  |
| Nganjuk |  |
| Madiun |  |
| Magetan |  |
| Ngawi |  |
| Bojonegoro |  |
| Tuban |  |
| Lamongan |  |
| Gresik |  |
| Bangkalan |  |

Lanjutan Tabel 4.10 Model GWR yang Terbentuk di Setiap Kabupaten/Kota

|  |  |
| --- | --- |
| Nama Kabupaten/Kota | Model GWR |
| Sampang |  |
| Pamekasan |  |
| Sumenep |  |
| Kota Kediri |  |
| Kota Blitar |  |
| Kota Malang |  |
| Kota Probolinggo |  |
| Kota Pasuruan |  |
| Kota Mojokerto |  |
| Kota Madiun |  |
| Kota Surabaya |  |
| Kota Batu |  |

Pada Gambar 4.8 berikut ini merupakan peta persebaran hasil estimasi persentase kriminalitas di masing-masing kabupaten/kota di Jawa Timur bedasarkan hasil yang dari *output* GWR4 seperti yang terdapat pada Lampiran 6.



Gambar 4.8 Peta Persebaran Estimasi Persentase Kriminalitas di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.8, peta tematik tersebut wilayah yang ditandai dengan warna merah muda merupakan daerah dengan estimasi persentase kriminalitas yang tergolong rendah, seperti pada Kabupaten Pacitan, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Blitar, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Madiun, Kabupaten Magetan, Kabupaten Ngawi, Kabupaten Bangkalan, Kabupaten Sampang, Kabupaten Pamekasan, dan Kabupaten Sumenep, sedangkan wilayah dengan estimasi persentase kriminalitas yang masuk dalam kategori tinggi adalah Kota Surabaya. Sebagaian besar wilayah ini merupakan wilayah yang saling berbatasan langsung sehingga dapat dilihat bahwa persebaran hasil estimasi persentase kriminalitas cenderung bergerombol pada wilayah-wilayah yang saling berdekatan.

# BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

1. Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, kesimpulan yang dapat diambil antara lain:

1. Berdasarkan pendeskripsian variabel yang terkait dengan jumlah kriminalitas di Jawa Timur tahun 2017, dapat disimpulkan bahwa setiap lokasi memiliki karakteristik yang berbeda-beda. Karakteristik tersebut antara lain:
2. Kabupaten/kota yang memiliki persentase kriminalitas terendah adalah Kabupaten Pacitan (0,25%) dan kabupetn/kota dengan persentase kriminalitas tertinggi adalah Kota Surabaya (17,35%).
3. Kabupaten/kota yang memiliki perentase penduduk miskin terendah adalah Kota Mojokerto (0,16%) dan yang memiliki persentase penduduk miskin adalah Kabupaten Malang (6,15%).
4. Kabupaten/kota dengan persentase pengangguran terbuka terendah adalah Kabupaten Pacitan (0,85%) dan yang memiliki persentase pengangguran terbuka tertinggi adalah Kota Malang (7,22%).
5. Kabupaten/kota dengan rata-rata lama sekolah terendah adalah Kabupaten Sampang (4,12 tahun) dan yang memiliki rata-rata lama sekolah tertinggi adalah Kota Madiun (11,1 tahun).
6. Kabupaten/kota dengan kepadatan penduduk terendah adalah Kabupaten Banyuwangi (0,27755 ribu jiwa/km2) dan yang tertinggi kepadatan penduduknya adalah Kota Surabaya (8,20077 ribu jiwa/km2).
7. Kabupaten/kota dengan nilai Produk Domestik Nasional Bruto (PDRB) atas dasar harga berlaku terendah adalah Kota Blitar (5,80236 triliun rupiah) dan yang tertinggi adalah Kota Surabaya (494,0433 triliun rupiah).
8. Berdasarkan pemodelan persentase kriminalitas di Jawa Timur dengan pendekatan *Geographically Weighted Regression* (GWR) didapatkan beberapa kesimpulan, antara lain adalah sebagai berikut:
9. Pembobot terbaik yang digunakan dalam pemodelan persentase kriminalitas di Jawa Timur adalah *Adaptive Gaussian Kernell* dengan nilai AIC sebesar 173,311 dan nilai CV sebesar 4,895324. Model GWR yang diperolah untuk kabupaten/kota dengan persentase kriminalitas terendah (Kabupaten Pacitan) adalah sebagai berikut:

Model GWR yang diperoleh untuk kabupaten/kota dengan persentase kriminalitas tertinggi (Kota Surabaya) adalah sebagai berikut:

1. Variabel penelitian persentase penduduk miskin (), rata-rata lama sekolah ( dan PDRB atas dasar harga berlaku ( merupakan variabel yang berpengaruh signifikan di semua kabupaten/kota di Jawa Timur terhadap persentase kriminalitas di Jawa Timur. Variabel penelitian Tingkat Pengangguran Terbuka () dan kepadatan penduduk () tidak berpengaruh secara signifikan terhadap persentase kriminalitas di Jawa Timur.
2. Saran

Saran yang dapat diberikan adalah:

1. Mengembangkan metode GWR yang sudah ada dengan metode-metode lain sehingga mendapatkan pemodelan dengan variabel-variabel yang signifikan pengaruhnya terhadap persentase kriminalitas di Jawa Timur.
2. Melakukan analisis yang lebih dalam terkait faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan di kabupaten/kota di Jawa Timur seperti kemungkinan adanya kesenjangan sosial di wilayah Kota Surabaya yang mengakibatkan naiknya persentase kriminalitas seiring naiknya nilai PDRB atas dasar harga berlaku di Kota Surabaya dan upaya mengurangi banyaknya penduduk miskin agar dapat menekan kriminalitas di Jawa Timur.

# DAFTAR PUSTAKA

Anselin, L. 1998, *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Dordrecht: Kluwer Academic Publisher

Anselin, L., 1999, *Spatial Econometrics*, Bruton Center, School of Social Sciences University of Texas, Dallas

Arikunto, S., 2006, *Prosedur Penelitian: Suatu Pendekatan Praktik*, Edisi Revisi VI, PT. Rineka Cipta, Jakarta

BKKBN, 2011, *Dampak Kependudukan Terhadap Kriminalitas dan Keamanan Individu*, BKKBN, Jakarta

BPS, 2015, *Statistik Kriminal 2015*, BPS, Jakarta

BPS, 2018, *Jawa Timur dalam Angka*, BPS, Jawa Timur

BPS, 2018, *Statistik Kriminal 2018*, BPS, Jakarta

Budiyanto, E., 2002, *Sistem Informasi Geografis Menggunakan ArcView GIS*, Andi, Yogyakarta

Brunsdon, C., Fotheringham, A.S. and Charlton, M.E., 1996. Geographically Weighted Regression: A Method For Exploring Spatial Nonstationarity, *Geographical Analysis*, **28**, 281-298

Chasco, C. *et. al*, 2007, *Modelling Spatial Variations in Household Disposible Income with Geographically Weighted Regression*, Munich Personal RePEc Arkhive (MPRA) Working Papper No.1682

Dona, F.M. dan Setiawan, 2015. Pemodelan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Kriminalitas di Jawa Timur dengan Analisis Regresi Spasial, *Jurnal Sains dan Seni ITS*, **4**

Fikri, M., 2011, Pegenalan Contoh Program R, *http://mfikrinote.blogspot.com/2011/10/pengenalan-contoh-program-r.html*, 20 Juni 2019

Fotheringham, A.S., Brudson, C., dan Charlton, M.E., 2002, *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relatinships*, Wiley: Chichester

Gunita, F.A., 2014, Pemodelan Tingkat Kerawanan Penyakit Demam Berdarah Dengue di Surabaya dengan Pendekatan Mixed Geographically Weighted Regression, *Skripsi*, Universitas Airlangga, Surabaya

Haris, M., 2015, Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kejahatan Pencurian Kendaraan Bermotor (Curanmor) Menggunakan Model Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR), *Skripsi*, Universitas Diponegoro, Semarang

Indonesia, Bank, Metadata Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), *https://www.bi.go.id/id/statistik/metadata/sekda/Documents/8PDRBSEKDA1.pdf*, 26 Juni 2019

Kompas, 2012, Kapolda Metro Jaya: Kriminalitas Akibat Pengangguran, *https://nasional.kompas.com/read/2012/11/21/15151119/kapolda.metro.jaya.kriminalitas.akibat.pengangguran*, 27 Juni 2019

Kompas, 2014, Selama Natal Kriminalitas Paling Tinggi Terjadi di Jawa Timur, [*http://nasional.kompas.com/read/2014/12/26/12105831/Selama.Natal.Kriminalias.Paling.Tinggi.Terjadi.di.Jawa.Timur*](http://nasional.kompas.com/read/2014/12/26/12105831/Selama.Natal.Kriminalias.Paling.Tinggi.Terjadi.di.Jawa.Timur), 30 Maret 2019

Medanheadlines, 2017, Psikolog: Tingginya Angka Kriminaltas dipicu Pengangguran dan Narkoba, [*https://medanheadlines.com/2017/06/17/psikolog-tingginya-angka-kriminalitas-dipicu-pengangguran-dan-narkoba/*](https://medanheadlines.com/2017/06/17/psikolog-tingginya-angka-kriminalitas-dipicu-pengangguran-dan-narkoba/), 4 April 2019

Mendenhall, W., Beaver, R.J. and Beaver, B.M., 2006, *Introduction to Probability and Statistics*, 12th edition, Cengage Learning

Mitchell, Andy, 2005, *The ESRI Guide to GIS Analysis*, Volume 2. ESRI Press, *https://esripress.esri.com/display/index.cfm?fuseaction=display&websiteID=86&moduleID=0*, 27 Juni 2019

Nakaya, Tomoki, GWR4.09 *User Manual*, *https://raw.githubusercontent.com/gwrtools/gwr4/master/GWR4manual\_409.pdf*, 26 Juni 2019

Leung, Y., Mei, C., and Zhang, W., 2000, Statistical test for spatial nonstationarity based on the geographically weighted regression model, *Environment and Planning A*, **32**, 9-32

Prakoso, A., 2013, *Kriminologi dan Hukum Pidana*, Laksbang Grafika, Yogyakarta

Rahmawati, I.I., 2011, Estimasi Model Otoregresi Berdistribusi Lag Order Pertama dengan Metode Maksimum Likelihood, *Skripsi*, Universitas Airlangga, Surabaya

Rencher, A.C., 2000, *Linear Models in Statistics,* John Wiley & Sons, New York

Ruppert, D., Wand, M.P and Carroll, R.J., 2003, *Semiparametric Regression*, Cambridge University Press, New York

Sadli S., 1976, *Persepsi Sosial Mengenai Perilaku Menyimpang*, Bulan Bintang, Jakarta

Sari, D.T.P, 2015, Analisis Kriminologi Pelaku Kejahatan Perkosaan yang Menyamar sebagai Polisi, *Skripsi*, Universitas Lampung, Bandar Lampung

Sari, M.P., 2016, Pemodelan Jumlah Kriminalitas di Indonesia dengan Pendekatan Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR), *Skripsi*, Universitas Airlangga, Surabaya

Sholihah, M., 2012, Estimasi Model Spasial Lag dengan Metode Maksimum Likelihood, *Skripsi*, Universitas Airlangga, Surabaya

Sirusa, BPS, 2018, Rata-Rata Lama Sekolah, [*https://sirusa.bps.go.id/index.php/indikator/572*](https://sirusa.bps.go.id/index.php/indikator/572), 10 Januari 2020

Sriwahyuni, D., 2013, Permasalahan Sosial di Kota-Kota Besar di Indonesia dan Jalan Keluarnya (Kemiskian dan Kriminalitas), *http://desi1209.blogspot.co.id/2013/11/permasalahan-sosial-di-kota-kota-besar.html*, 4 April 2019

Sukamarga, P., 2011, Analisis Pengaruh IPM, PDRB Perkapita, dan Jumlah Pengangguran Terhadap Jumlah Penduduk Miskin di Provinsi Jawa Tengah, *Skripsi*, Universitas Diponegoro, Semarang

Sukirno, Sadono, 2000, *Makroekonomi Modern*, PT. Raja Grafindo Persada, Jakarta

Sumarsono, 2015, Pentingnya Pendidikan, *https://www.radarbangka.co.id/rubrik/detail/perspektif/11659/pentingnya-pendidikan.html*, 2 April 2019

Wand, M.P. and Jones, M.P., 1995, *Kernell Smoothing*, Chapman and Hall/CRC, London

Weda, M.D., 1996, *Kriminologi*, Rajawali Press, Jakarta

Winarno, D., 2009, Analisis Angka Kematian Bayi di Jawa Timur dengan Pendekatan Model Regresi Spasial, *Tesis*, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya

Zeileis, Achim, CRAN R-*Project Packages*, *https://cran.r-project.org/web/packages/available\_packages\_by\_name.html*, 20 Agustus 2019

# LAMPIRAN 1. Data Penelitian

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Kabupaten/Kota** |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Pacitan | 0.25 | 1.85 | 0.85 | 7.02 | 0.39814 | 13.8103 | 8.11 | 111.06 |
| Ponorogo | 1.36 | 2.14 | 3.76 | 7.01 | 0.66623 | 17.7604 | 7.52 | 111.57 |
| Trenggalek | 1.48 | 1.94 | 3.48 | 7.2 | 0.60416 | 16.1167 | 8.02 | 111.42 |
| Tulungagung | 3.38 | 1.79 | 2.27 | 7.82 | 0.97645 | 33.7402 | 8.03 | 111.53 |
| Blitar | 0.74 | 2.45 | 2.99 | 7.26 | 0.86331 | 31.6549 | 8.03 | 112 |
| Kediri | 2.39 | 4.14 | 3.18 | 7.65 | 1.1265 | 35.8706 | 7.47 | 112.03 |
| Malang | 7.71 | 6.15 | 4.6 | 7.17 | 0.72978 | 89.1802 | 7.59 | 112.37 |
| Lumajang | 1.83 | 2.44 | 2.91 | 6.2 | 0.57894 | 28.7039 | 8.08 | 113.13 |
| Jember | 4.28 | 5.78 | 5.16 | 6.06 | 0.78587 | 67.4671 | 8.16 | 113.32 |
| Banyuwangi | 1.69 | 3 | 3.07 | 7.11 | 0.27755 | 72.2467 | 8.1 | 114.21 |
| Bondowoso | 1.35 | 2.42 | 2.09 | 5.55 | 0.50388 | 17.1567 | 7.54 | 113.49 |
| Situbondo | 1.48 | 1.91 | 1.49 | 6.03 | 0.40524 | 17.545 | 7.43 | 113.56 |
| Probolinggo | 1.55 | 5.13 | 2.89 | 5.68 | 0.68106 | 29.9937 | 7.57 | 112.92 |
| Pasuruan | 1.25 | 3.59 | 4.97 | 6.82 | 1.08907 | 124.98 | 7.47 | 112.74 |
| Sidoarjo | 15.51 | 2.93 | 4.97 | 10.23 | 3.44223 | 174.28 | 7.27 | 112.42 |
| Mojokerto | 1.31 | 2.42 | 5 | 8.15 | 1.53171 | 70.8632 | 7.32 | 112.28 |
| Jombang | 4.74 | 2.84 | 5.14 | 8.06 | 1.12375 | 34.94 | 7.32 | 112.13 |
| Nganjuk | 1.73 | 2.72 | 3.23 | 7.38 | 0.85669 | 22.8921 | 7.36 | 111.53 |
| Madiun | 1.09 | 1.81 | 3.19 | 7.3 | 0.65526 | 16.4177 | 7.34 | 111.26 |
| Magetan | 2.6 | 1.43 | 3.8 | 7.94 | 0.91256 | 16.3434 | 7.39 | 111.19 |
| Ngawi | 1.87 | 2.68 | 5.76 | 6.66 | 0.64036 | 17.8106 | 7.24 | 111.26 |
| Bojonegoro | 1.98 | 3.86 | 3.64 | 6.71 | 0.56572 | 64.8862 | 7.09 | 111.53 |
| Tuban | 1.38 | 4.25 | 3.39 | 6.48 | 0.63442 | 56.5011 | 6.52 | 112.01 |
| Lamongan | 1.13 | 3.71 | 4.12 | 7.54 | 0.66692 | 34.3705 | 7.07 | 112.24 |
| Gresik | 2.16 | 3.55 | 4.54 | 8.95 | 1.07871 | 118.624 | 7.09 | 112.24 |
| Bangkalan | 0.99 | 4.47 | 4.48 | 5.14 | 0.9695 | 21.6746 | 7.02 | 112.44 |
| Sampang | 0.9 | 4.88 | 2.48 | 4.12 | 0.77698 | 17.7073 | 7.12 | 113.15 |
| Pamekasan | 1.07 | 2.98 | 3.91 | 6.25 | 1.08932 | 14.6406 | 7.1 | 113.28 |
| Sumenep | 0.79 | 4.59 | 1.83 | 5.22 | 0.541 | 30.5787 | 7 | 113.51 |
| Kota Kediri | 1.4 | 0.52 | 4.68 | 9.9 | 4.47954 | 116.06 | 7.49 | 112 |
| Kota Blitar | 1.73 | 0.24 | 3.76 | 9.89 | 4.29828 | 5.80236 | 8.04 | 112.09 |
| Kota Malang | 2.74 | 0.78 | 7.22 | 10.15 | 5.92934 | 62.3593 | 7.58 | 112.38 |
| Kota Probolinggo | 1.36 | 0.39 | 3.42 | 8.48 | 4.11369 | 9.68004 | 7.45 | 113.12 |
| Kota Pasuruan | 2.09 | 0.32 | 4.64 | 9.09 | 5.60204 | 7.12519 | 7.38 | 112.54 |
| Kota Mojokerto | 1.17 | 0.16 | 3.61 | 9.98 | 7.72793 | 5.84823 | 7.28 | 112.25 |
| Kota Madiun | 1.75 | 0.19 | 4.26 | 11.1 | 5.1916 | 12.1402 | 7.37 | 111.3 |
| Kota Surabaya | 17.35 | 3.35 | 5.98 | 10.45 | 8.20077 | 494.043 | 7.14 | 112.44 |
| Kota Batu | 0.43 | 0.19 | 2.26 | 8.46 | 1.49186 | 14.3515 | 7.51 | 112.31 |

Sumber: Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur 2017

Keterangan:

: Persentase Kriminalitas di Jawa Timur

: Persentase Penduduk Miskin

: Tingkat Pengangguran Terbuka

: Rata-Rata Lama Sekolah

: Kepadatan Penduduk

: Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) atas dasar harga berlaku

: Garis Lintang Selatan (*Longitude*)

: Garis Bujut Timur (*Latitude*)

**LAMPIRAN 2. *Syntax* Program Uji Asumsi**

library(base)

library(zoo)

library(lmtest)

library(spgwr)

library(ape)

data<-read.table("D://skripsi//data.txt", header=TRUE)

skripsi<-function()

{

y<-data[,1]

heterogenitas<-bptest(y~x1+x2+x3+x4+x5, varformula = NULL, studentize = TRUE, data = data)

tk.dists<-as.matrix(dist(cbind(data$ui, data$vi)))

tk.dists.inv<-1/tk.dists

diag(tk.dists.inv)<-0

mat<-tk.dists.inv[1:5, 1:5]

dependensi<-Moran.I(data$y, tk.dists.inv)

cat("=======================\n")

cat("Pengujian Heterogenitas\n")

cat("=======================\n")

print(heterogenitas)

cat("============================\n")

cat("Pengujian Dependensi Spasial\n")

cat("============================\n")

print(dependensi)

}

**LAMPIRAN 3. *Output* Program Uji Asumsi**

=======================

Pengujian Heterogenitas

=======================

studentized Breusch-Pagan test

data: y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5

BP = 10.62, df = 5, p-value = 0.05946

============================

Pengujian Dependensi Spasial

============================

$observed

[1] 0.02310953

$expected

[1] -0.02702703

$sd

[1] 0.04238834

$p.value

[1] 0.2368919

**LAMPIRAN 4. *Output* GWR4**

*Output* GWR4 Pembobot *Fixed Gaussian*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

\* Semiparametric Geographically Weighted Regression \*

\* Release 1.0.3 (GWR 4.0.3) \*

\* 1 July 2009 \*

\* \*

\* Tomoki Nakaya, Martin Charlton, \*

\* A. Stewart Fotheringham, Chris Brunsdon \*

\* (c) National University of Ireland Maynooth & \*

\* Ritsumeikan University \*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Program began at Jan 10 2020 11:37:01 AM

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Session: SGWR modelling project

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Data filename: D:\skripsi\data revisi.txt

Number of areas/points: 38

Model settings---------------------------------

Model type: Gaussian

Geographic kernel: fixed Gaussian

Method for optimal bandwidth search: Golden section search

Criterion for optimal bandwidth: AICc

Number of varying coefficients: 6

Number of fixed coefficients: 0

Modelling options---------------------------------

Standardisation of independent variables: OFF

Testing geographical variability of local coefficients: OFF

GtoF Variable selection: OFF

FtoG Variable selection: OFF

Prediction at non-regression points: OFF

Variable settings---------------------------------

Areal key is not specified

Easting (x-coord): field7 : ui

Northing (y-coord): field8: vi

Cartesian coordinates: Euclidean distance

Dependent variable: field1: y

Offset variable is not specified

Intercept: varying intercept

Independent variable with varying coefficient: field2: x1

Independent variable with varying coefficient: field3: x2

Independent variable with varying coefficient: field4: x3

Independent variable with varying coefficient: field5: x4

Independent variable with varying coefficient: field6: x5

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Global regression result

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

< Diagnostic information >

Residual sum of squares: 130.681270

Number of parameters: 6

(Note: this num does not include an error variance term for a Gaussian model)

ML based global sigma estimate: 1.854449

Unbiased global sigma estimate: 2.020839

Log-likelihood: 154.775984

Classic AIC: 168.775984

AICc: 172.509317

BIC/MDL: 180.239087

CV: 4.888224

R square: 0.721486

Adjusted R square: 0.667580

Variable Estimate Standard Error t(Est/SE)

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -6.743247 3.253320 -2.072728

x1 0.725295 0.375252 1.932820

x2 -0.123887 0.338211 -0.366302

x3 0.849351 0.420197 2.021314

x4 0.037425 0.276594 0.135307

x5 0.026494 0.005759 4.600442

Bandwidth search <golden section search>

Limits: 0.271891522486448, 1.57500793648794

Golden section search begins...

Initial values

pL Bandwidth: 0.272 Criterion: 362.494

p1 Bandwidth: 0.770 Criterion: 183.329

p2 Bandwidth: 1.077 Criterion: 177.872

pU Bandwidth: 1.575 Criterion: 174.984

iter 1 (p2) Bandwidth: 1.077 Criterion: 177.872 Diff: 0.308

iter 2 (p2) Bandwidth: 1.267 Criterion: 176.362 Diff: 0.190

iter 3 (p2) Bandwidth: 1.385 Criterion: 175.726 Diff: 0.118

iter 4 (p2) Bandwidth: 1.458 Criterion: 175.408 Diff: 0.073

iter 5 (p2) Bandwidth: 1.502 Criterion: 175.234 Diff: 0.045

iter 6 (p2) Bandwidth: 1.530 Criterion: 175.134 Diff: 0.028

iter 7 (p2) Bandwidth: 1.547 Criterion: 175.075 Diff: 0.017

iter 8 (p2) Bandwidth: 1.558 Criterion: 175.040 Diff: 0.011

iter 9 (p2) Bandwidth: 1.564 Criterion: 175.018 Diff: 0.007

iter 10 (p2) Bandwidth: 1.568 Criterion: 175.005 Diff: 0.004

The upper limit in your search has been selected as the optimal bandwidth size.

Best bandwidth size 1.575

Minimum AICc 174.984

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

GWR (Geographically weighted regression) result

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Bandwidth and geographic ranges

Bandwidth size: 1.575008

Coordinate Min Max Range

--------------- --------------- --------------- ---------------

X-coord 6.520000 8.160000 1.640000

Y-coord 111.060000 114.210000 3.150000

Diagnostic information

Residual sum of squares: 127.380080

Effective number of parameters (model: trace(S)): 7.064049

Effective number of parameters (variance: trace(S'S)): 6.218606

Degree of freedom (model: n - trace(S)): 30.935951

Degree of freedom (residual: n - 2trace(S) + trace(S'S)): 30.090507

ML based sigma estimate: 1.830876

Unbiased sigma estimate: 2.057482

Log-likelihood: 153.803719

Classic AIC: 169.931817

AICc: 174.983868

BIC/MDL: 183.137393

CV: 4.940697

R square: 0.728522

Adjusted R square: 0.654709

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

<< Geographically varying coefficients >>

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Estimates of varying coefficients have been saved in the following file.

Listwise output file: D:\skripsi\fix gaus rev.csv

Summary statistics for varying coefficients

Variable Mean STD

-------------------- --------------- ---------------

Intercept -7.149038 0.211950

x1 0.774789 0.037242

x2 -0.165712 0.065606

x3 0.902587 0.029688

x4 0.040450 0.042143

x5 0.025506 0.000725

Variable Min Max Range

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -7.483784 -6.995665 0.488119

x1 0.731820 0.848615 0.116795

x2 -0.306757 -0.059533 0.247224

x3 0.889988 0.953435 0.063447

x4 -0.048673 0.143183 0.191856

x5 0.025527 0.026645 0.001118

Variable Lwr Quartile Median Upr Quartile

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -7.403189 -7.364638 -7.268910

x1 0.769635 0.800129 0.816791

x2 -0.230723 -0.164087 -0.103082

x3 0.917707 0.929054 0.939822

x4 -0.002884 0.040931 0.075878

x5 0.026035 0.026202 0.026402

Variable Interquartile R Robust STD

-------------------- --------------- ---------------

Intercept 0.134279 0.099540

x1 0.047156 0.034956

x2 0.127641 0.094619

x3 0.022114 0.016393

x4 0.078762 0.058386

x5 0.000367 0.000272

(Note: Robust STD is given by (interquartile range / 1.349) )

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

GWR ANOVA Table

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Source SS DF MS F

----------------- ------------------- ---------- --------------- ----------

Global Residuals 130.681 6.000

GWR Improvement 3.301 1.909 1.729

GWR Residuals 127.380 30.091 4.233 0.408395

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Program terminated at Jan 10 2020 11:37:04 AM

*Output* GWR4 Pembobot *Fixed Bisquare*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

\* Semiparametric Geographically Weighted Regression \*

\* Release 1.0.3 (GWR 4.0.3) \*

\* 1 July 2009 \*

\* \*

\* Tomoki Nakaya, Martin Charlton, \*

\* A. Stewart Fotheringham, Chris Brunsdon \*

\* (c) National University of Ireland Maynooth & \*

\* Ritsumeikan University \*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Program began at Jan 10 2020 1:51:46 AM

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Session: SGWR modelling project

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Data filename: D:\skripsi\data revisi.txt

Number of areas/points: 38

Model settings---------------------------------

Model type: Gaussian

Geographic kernel: fixed bi-square

Method for optimal bandwidth search: Golden section search

Criterion for optimal bandwidth: AICc

Number of varying coefficients: 6

Number of fixed coefficients: 0

Modelling options---------------------------------

Standardisation of independent variables: OFF

Testing geographical variability of local coefficients: OFF

GtoF Variable selection: OFF

FtoG Variable selection: OFF

Prediction at non-regression points: OFF

Variable settings---------------------------------

Areal key is not specified

Easting (x-coord): field7 : ui

Northing (y-coord): field8: vi

Cartesian coordinates: Euclidean distance

Dependent variable: field1: y

Offset variable is not specified

Intercept: varying intercept

Independent variable with varying coefficient: field2: x1

Independent variable with varying coefficient: field3: x2

Independent variable with varying coefficient: field4: x3

Independent variable with varying coefficient: field5: x4

Independent variable with varying coefficient: field6: x5

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Global regression result

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

< Diagnostic information >

Residual sum of squares: 130.681270

Number of parameters: 6

(Note: this num does not include an error variance term for a Gaussian model)

ML based global sigma estimate: 1.854449

Unbiased global sigma estimate: 2.020839

Log-likelihood: 154.775984

Classic AIC: 168.775984

AICc: 172.509317

BIC/MDL: 180.239087

CV: 4.888224

R square: 0.721486

Adjusted R square: 0.667580

Variable Estimate Standard Error t(Est/SE)

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -6.743247 3.253320 -2.072728

x1 0.725295 0.375252 1.932820

x2 -0.123887 0.338211 -0.366302

x3 0.849351 0.420197 2.021314

x4 0.037425 0.276594 0.135307

x5 0.026494 0.005759 4.600442

Bandwidth search <golden section search>

Limits: 0.543783044972896, 3.15001587297587

Golden section search begins...

Initial values

pL Bandwidth: 0.544 Criterion: NaN

p1 Bandwidth: 1.539 Criterion: 189.347

p2 Bandwidth: 2.155 Criterion: 180.631

pU Bandwidth: 3.150 Criterion: 175.772

iter 1 (p2) Bandwidth: 2.155 Criterion: 180.631 Diff: 0.615

iter 2 (p2) Bandwidth: 2.535 Criterion: 178.204 Diff: 0.380

iter 3 (p2) Bandwidth: 2.770 Criterion: 177.060 Diff: 0.235

iter 4 (p2) Bandwidth: 2.915 Criterion: 176.498 Diff: 0.145

iter 5 (p2) Bandwidth: 3.005 Criterion: 176.196 Diff: 0.090

iter 6 (p2) Bandwidth: 3.060 Criterion: 176.025 Diff: 0.055

iter 7 (p2) Bandwidth: 3.095 Criterion: 175.925 Diff: 0.034

iter 8 (p2) Bandwidth: 3.116 Criterion: 175.865 Diff: 0.021

iter 9 (p2) Bandwidth: 3.129 Criterion: 175.829 Diff: 0.013

iter 10 (p2) Bandwidth: 3.137 Criterion: 175.807 Diff: 0.008

iter 11 (p2) Bandwidth: 3.142 Criterion: 175.794 Diff: 0.005

The upper limit in your search has been selected as the optimal bandwidth size.

Best bandwidth size 3.150

Minimum AICc 175.772

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

GWR (Geographically weighted regression) result

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Bandwidth and geographic ranges

Bandwidth size: 3.150016

Coordinate Min Max Range

--------------- --------------- --------------- ---------------

X-coord 6.520000 8.160000 1.640000

Y-coord 111.060000 114.210000 3.150000

Diagnostic information

Residual sum of squares: 127.648494

Effective number of parameters (model: trace(S)): 7.273354

Effective number of parameters (variance: trace(S'S)): 6.363075

Degree of freedom (model: n - trace(S)): 30.726646

Degree of freedom (residual: n - 2trace(S) + trace(S'S)): 29.816367

ML based sigma estimate: 1.832804

Unbiased sigma estimate: 2.069095

Log-likelihood: 153.883708

Classic AIC: 170.430415

AICc: 175.771919

BIC/MDL: 183.978745

CV: 4.981075

R square: 0.727950

Adjusted R square: 0.650689

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

<< Geographically varying coefficients >>

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Estimates of varying coefficients have been saved in the following file.

Listwise output file: D:\skripsi\fix bisq rev.csv

Summary statistics for varying coefficients

Variable Mean STD

-------------------- --------------- ---------------

Intercept -7.300301 0.206104

x1 0.791941 0.046358

x2 -0.179450 0.089582

x3 0.923292 0.034305

x4 0.042303 0.055224

x5 0.025422 0.000766

Variable Min Max Range

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -7.783400 -7.404932 0.378468

x1 0.748335 0.929393 0.181058

x2 -0.441938 -0.039952 0.401986

x3 0.914395 1.028237 0.113843

x4 -0.078462 0.199634 0.278097

x5 0.024751 0.026560 0.001809

Variable Lwr Quartile Median Upr Quartile

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -7.557824 -7.475892 -7.442715

x1 0.786699 0.804772 0.840945

x2 -0.251007 -0.168240 -0.100488

x3 0.931741 0.942951 0.960465

x4 -0.011460 0.039169 0.083717

x5 0.025910 0.026207 0.026340

Variable Interquartile R Robust STD

-------------------- --------------- ---------------

Intercept 0.115109 0.085329

x1 0.054245 0.040212

x2 0.150519 0.111578

x3 0.028723 0.021292

x4 0.095177 0.070553

x5 0.000430 0.000319

(Note: Robust STD is given by (interquartile range / 1.349) )

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

GWR ANOVA Table

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Source SS DF MS F

----------------- ------------------- ---------- --------------- ----------

Global Residuals 130.681 6.000

GWR Improvement 3.033 2.184 1.389

GWR Residuals 127.648 29.816 4.281 0.324414

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Program terminated at Jan 10 2020 11:51:47 AM

*Output* GWR4 Pembobot *Adaptive Bisquare*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

\* Semiparametric Geographically Weighted Regression \*

\* Release 1.0.3 (GWR 4.0.3) \*

\* 1 July 2009 \*

\* \*

\* Tomoki Nakaya, Martin Charlton, \*

\* A. Stewart Fotheringham, Chris Brunsdon \*

\* (c) National University of Ireland Maynooth & \*

\* Ritsumeikan University \*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Program began at Jan 10 2020 11:53:56 AM

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Session: SGWR modelling project

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Data filename: D:\skripsi\data revisi.txt

Number of areas/points: 38

Model settings---------------------------------

Model type: Gaussian

Geographic kernel: adaptive bi-square

Method for optimal bandwidth search: Golden section search

Criterion for optimal bandwidth: AICc

Number of varying coefficients: 6

Number of fixed coefficients: 0

Modelling options---------------------------------

Standardisation of independent variables: OFF

Testing geographical variability of local coefficients: OFF

GtoF Variable selection: OFF

FtoG Variable selection: OFF

Prediction at non-regression points: OFF

Variable settings---------------------------------

Areal key is not specified

Easting (x-coord): field7 : ui

Northing (y-coord): field8: vi

Cartesian coordinates: Euclidean distance

Dependent variable: field1: y

Offset variable is not specified

Intercept: varying intercept

Independent variable with varying coefficient: field2: x1

Independent variable with varying coefficient: field3: x2

Independent variable with varying coefficient: field4: x3

Independent variable with varying coefficient: field5: x4

Independent variable with varying coefficient: field6: x5

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Global regression result

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

< Diagnostic information >

Residual sum of squares: 130.681270

Number of parameters: 6

(Note: this num does not include an error variance term for a Gaussian model)

ML based global sigma estimate: 1.854449

Unbiased global sigma estimate: 2.020839

Log-likelihood: 154.775984

Classic AIC: 168.775984

AICc: 172.509317

BIC/MDL: 180.239087

CV: 4.888224

R square: 0.721486

Adjusted R square: 0.667580

Variable Estimate Standard Error t(Est/SE)

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -6.743247 3.253320 -2.072728

x1 0.725295 0.375252 1.932820

x2 -0.123887 0.338211 -0.366302

x3 0.849351 0.420197 2.021314

x4 0.037425 0.276594 0.135307

x5 0.026494 0.005759 4.600442

Bandwidth search <golden section search>

Limits: 16, 38

Golden section search begins...

Initial values

pL Bandwidth: 16.000 Criterion: 279.945

p1 Bandwidth: 24.403 Criterion: 208.263

p2 Bandwidth: 29.597 Criterion: 188.073

pU Bandwidth: 38.000 Criterion: 177.293

iter 1 (p2) Bandwidth: 29.597 Criterion: 188.073 Diff: 5.193

iter 2 (p2) Bandwidth: 32.807 Criterion: 182.866 Diff: 3.210

iter 3 (p2) Bandwidth: 34.790 Criterion: 181.121 Diff: 1.984

iter 4 (p2) Bandwidth: 36.016 Criterion: 179.820 Diff: 1.226

The upper limit in your search has been selected as the optimal bandwidth size.

Best bandwidth size 38.000

Minimum AICc 177.293

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

GWR (Geographically weighted regression) result

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Bandwidth and geographic ranges

Bandwidth size: 38.000000

Coordinate Min Max Range

--------------- --------------- --------------- ---------------

X-coord 6.520000 8.160000 1.640000

Y-coord 111.060000 114.210000 3.150000

Diagnostic information

Residual sum of squares: 122.022859

Effective number of parameters (model: trace(S)): 8.192060

Effective number of parameters (variance: trace(S'S)): 6.814269

Degree of freedom (model: n - trace(S)): 29.807940

Degree of freedom (residual: n - 2trace(S) + trace(S'S)): 28.430149

ML based sigma estimate: 1.791962

Unbiased sigma estimate: 2.071720

Log-likelihood: 152.170973

Classic AIC: 170.555093

AICc: 177.293170

BIC/MDL: 185.607883

CV: 5.046535

R square: 0.739939

Adjusted R square: 0.649209

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

<< Geographically varying coefficients >>

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Estimates of varying coefficients have been saved in the following file.

Listwise output file: D:\skripsi\adapt bisq rev.csv

Summary statistics for varying coefficients

Variable Mean STD

-------------------- --------------- ---------------

Intercept -8.069661 0.531501

x1 0.883866 0.096521

x2 -0.242030 0.149871

x3 1.020698 0.082428

x4 0.062519 0.076926

x5 0.024842 0.000896

Variable Min Max Range

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -9.249832 -7.558757 1.691075

x1 0.749018 1.077163 0.328145

x2 -0.527569 -0.039952 0.487618

x3 0.925271 1.203218 0.277947

x4 -0.078462 0.199634 0.278097

x5 0.024545 0.026546 0.002002

Variable Lwr Quartile Median Upr Quartile

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -8.711320 -8.285417 -7.780335

x1 0.803639 0.926023 0.966862

x2 -0.406048 -0.210825 -0.082559

x3 0.974518 1.049697 1.093539

x4 -0.020648 0.061388 0.147856

x5 0.025062 0.025426 0.026192

Variable Interquartile R Robust STD

-------------------- --------------- ---------------

Intercept 0.930985 0.690130

x1 0.163223 0.120995

x2 0.323489 0.239799

x3 0.119021 0.088229

x4 0.168504 0.124910

x5 0.001130 0.000837

(Note: Robust STD is given by (interquartile range / 1.349) )

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

GWR ANOVA Table

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Source SS DF MS F

----------------- ------------------- ---------- --------------- ----------

Global Residuals 130.681 6.000

GWR Improvement 8.658 3.570 2.425

GWR Residuals 122.023 28.430 4.292 0.565101

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Program terminated at Jan 10 2020 11:53:47 AM

*Output* GWR4 Pembobot *Adaptive Gaussian*

ADAPT GAUSS

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

\* Semiparametric Geographically Weighted Regression \*

\* Release 1.0.3 (GWR 4.0.3) \*

\* 1 July 2009 \*

\* \*

\* Tomoki Nakaya, Martin Charlton, \*

\* A. Stewart Fotheringham, Chris Brunsdon \*

\* (c) National University of Ireland Maynooth & \*

\* Ritsumeikan University \*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Program began at Jan 10 2020 11:56:32 AM

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Session: SGWR modelling project

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Data filename: D:\skripsi\data revisi.txt

Number of areas/points: 38

Model settings---------------------------------

Model type: Gaussian

Geographic kernel: adaptive Gaussian

Method for optimal bandwidth search: Golden section search

Criterion for optimal bandwidth: AICc

Number of varying coefficients: 6

Number of fixed coefficients: 0

Modelling options---------------------------------

Standardisation of independent variables: OFF

Testing geographical variability of local coefficients: OFF

GtoF Variable selection: OFF

FtoG Variable selection: OFF

Prediction at non-regression points: OFF

Variable settings---------------------------------

Areal key is not specified

Easting (x-coord): field7 : ui

Northing (y-coord): field8: vi

Cartesian coordinates: Euclidean distance

Dependent variable: field1: y

Offset variable is not specified

Intercept: varying intercept

Independent variable with varying coefficient: field2: x1

Independent variable with varying coefficient: field3: x2

Independent variable with varying coefficient: field4: x3

Independent variable with varying coefficient: field5: x4

Independent variable with varying coefficient: field6: x5

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Global regression result

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

< Diagnostic information >

Residual sum of squares: 130.681270

Number of parameters: 6

(Note: this num does not include an error variance term for a Gaussian model)

ML based global sigma estimate: 1.854449

Unbiased global sigma estimate: 2.020839

Log-likelihood: 154.775984

Classic AIC: 168.775984

AICc: 172.509317

BIC/MDL: 180.239087

CV: 4.888224

R square: 0.721486

Adjusted R square: 0.667580

Variable Estimate Standard Error t(Est/SE)

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -6.743247 3.253320 -2.072728

x1 0.725295 0.375252 1.932820

x2 -0.123887 0.338211 -0.366302

x3 0.849351 0.420197 2.021314

x4 0.037425 0.276594 0.135307

x5 0.026494 0.005759 4.600442

Bandwidth search <golden section search>

Limits: 16, 38

Golden section search begins...

Initial values

pL Bandwidth: 16.000 Criterion: 177.929

p1 Bandwidth: 24.403 Criterion: 175.719

p2 Bandwidth: 29.597 Criterion: 174.601

pU Bandwidth: 38.000 Criterion: 173.311

iter 1 (p2) Bandwidth: 29.597 Criterion: 174.601 Diff: 5.193

iter 2 (p2) Bandwidth: 32.807 Criterion: 173.970 Diff: 3.210

iter 3 (p2) Bandwidth: 34.790 Criterion: 173.756 Diff: 1.984

iter 4 (p2) Bandwidth: 36.016 Criterion: 173.567 Diff: 1.226

The upper limit in your search has been selected as the optimal bandwidth size.

Best bandwidth size 38.000

Minimum AICc 173.311

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

GWR (Geographically weighted regression) result

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Bandwidth and geographic ranges

Bandwidth size: 38.000000

Coordinate Min Max Range

--------------- --------------- --------------- ---------------

X-coord 6.520000 8.160000 1.640000

Y-coord 111.060000 114.210000 3.150000

Diagnostic information

Residual sum of squares: 128.647267

Effective number of parameters (model: trace(S)): 6.440855

Effective number of parameters (variance: trace(S'S)): 6.042146

Degree of freedom (model: n - trace(S)): 31.559145

Degree of freedom (residual: n - 2trace(S) + trace(S'S)): 31.160437

ML based sigma estimate: 1.839960

Unbiased sigma estimate: 2.031882

Log-likelihood: 154.179877

Classic AIC: 169.061587

AICc: 173.311181

BIC/MDL: 181.246628

CV: 4.895324

R square: 0.725821

Adjusted R square: 0.663645

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

<< Geographically varying coefficients >>

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Estimates of varying coefficients have been saved in the following file.

Listwise output file: D:\skripsi\adapt gaus rev.csv

Summary statistics for varying coefficients

Variable Mean STD

-------------------- --------------- ---------------

Intercept -6.865752 0.210078

x1 0.743587 0.027914

x2 -0.147414 0.027757

x3 0.866811 0.027651

x4 0.039807 0.017347

x5 0.025654 0.000697

Variable Min Max Range

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -7.249236 -6.890023 0.359213

x1 0.730942 0.799193 0.068251

x2 -0.198674 -0.110150 0.088524

x3 0.865939 0.921277 0.055338

x4 0.014896 0.068028 0.053132

x5 0.026070 0.026555 0.000485

Variable Lwr Quartile Median Upr Quartile

-------------------- --------------- --------------- ---------------

Intercept -7.130570 -7.060189 -6.947768

x1 0.742886 0.766268 0.775510

x2 -0.178233 -0.147855 -0.118931

x3 0.875687 0.889073 0.901789

x4 0.022232 0.037533 0.062286

x5 0.026248 0.026347 0.026480

Variable Interquartile R Robust STD

-------------------- --------------- ---------------

Intercept 0.182802 0.135509

x1 0.032624 0.024184

x2 0.059302 0.043960

x3 0.026102 0.019349

x4 0.040054 0.029691

x5 0.000232 0.000172

(Note: Robust STD is given by (interquartile range / 1.349) )

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

GWR ANOVA Table

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Source SS DF MS F

----------------- ------------------- ---------- --------------- ----------

Global Residuals 130.681 6.000

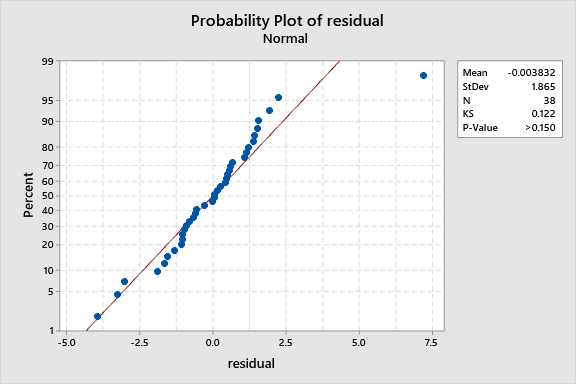
GWR Improvement 2.034 0.840 2.423

GWR Residuals 128.647 31.160 4.129 0.586815

\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*

Program terminated at Jan 10 2020 11:56:33 AM

**LAMPIRAN 5. *Output* Uji Normalitas *Kolmogorov-Smirnov* Minitab**

****

**LAMPIRAN 6. *Output* GWR4 Pembobot *Adaptive Gaussian***

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Area\_num | x | y | est\_Intercept | se\_Intercept | t\_Intercept | est\_x1 | se\_x1 | t\_x1 |
| 0 | 8.11 | 111.06 | -6.9338 | 3.283349 | -2.11181 | 0.735939 | 0.378708 | 1.943285 |
| 1 | 7.52 | 111.57 | -6.97293 | 3.281074 | -2.1252 | 0.741223 | 0.3785 | 1.958318 |
| 2 | 8.02 | 111.42 | -6.98199 | 3.282362 | -2.12712 | 0.74344 | 0.378633 | 1.963485 |
| 3 | 8.03 | 111.53 | -7.00271 | 3.281873 | -2.13375 | 0.74693 | 0.378597 | 1.972888 |
| 4 | 8.03 | 112 | -7.12506 | 3.278958 | -2.17297 | 0.768421 | 0.37844 | 2.030495 |
| 5 | 7.47 | 112.03 | -7.06843 | 3.27785 | -2.15642 | 0.757878 | 0.378218 | 2.003813 |
| 6 | 7.59 | 112.37 | -7.21408 | 3.276996 | -2.20143 | 0.784481 | 0.378348 | 2.073438 |
| 7 | 8.08 | 113.13 | -7.14011 | 3.290635 | -2.16983 | 0.799096 | 0.380286 | 2.101302 |
| 8 | 8.16 | 113.32 | -7.06981 | 3.291562 | -2.14786 | 0.791314 | 0.38032 | 2.080655 |
| 9 | 8.1 | 114.21 | -6.89002 | 3.290021 | -2.09422 | 0.766757 | 0.379925 | 2.018182 |
| 10 | 7.54 | 113.49 | -6.97967 | 3.287784 | -2.12291 | 0.774071 | 0.379669 | 2.038802 |
| 11 | 7.43 | 113.56 | -6.9555 | 3.287175 | -2.11595 | 0.770102 | 0.379563 | 2.028918 |
| 12 | 7.57 | 112.92 | -7.17615 | 3.284399 | -2.18492 | 0.794832 | 0.379391 | 2.095018 |
| 13 | 7.47 | 112.74 | -7.24924 | 3.282249 | -2.20862 | 0.799193 | 0.379144 | 2.107892 |
| 14 | 7.27 | 112.42 | -7.15566 | 3.276838 | -2.18371 | 0.775159 | 0.378202 | 2.049591 |
| 15 | 7.32 | 112.28 | -7.11824 | 3.276517 | -2.1725 | 0.767641 | 0.378117 | 2.030168 |
| 16 | 7.32 | 112.13 | -7.07208 | 3.277068 | -2.15805 | 0.75903 | 0.37813 | 2.007326 |
| 17 | 7.36 | 111.53 | -6.95242 | 3.280991 | -2.119 | 0.73789 | 0.378486 | 1.949582 |
| 18 | 7.34 | 111.26 | -6.91579 | 3.282065 | -2.10715 | 0.732 | 0.378591 | 1.933484 |
| 19 | 7.39 | 111.19 | -6.91141 | 3.282373 | -2.10562 | 0.731325 | 0.378621 | 1.931546 |
| 20 | 7.24 | 111.26 | -6.90882 | 3.281843 | -2.10516 | 0.730942 | 0.37857 | 1.930798 |
| 21 | 7.09 | 111.53 | -6.92795 | 3.280401 | -2.11192 | 0.734228 | 0.378423 | 1.940231 |
| 22 | 6.52 | 112.01 | -6.92199 | 3.276971 | -2.11232 | 0.736081 | 0.378048 | 1.947059 |
| 23 | 7.07 | 112.24 | -7.05322 | 3.276515 | -2.15266 | 0.757035 | 0.378044 | 2.002506 |
| 24 | 7.09 | 112.24 | -7.05735 | 3.276519 | -2.15392 | 0.757668 | 0.378048 | 2.004158 |
| 25 | 7.02 | 112.44 | -7.095 | 3.276841 | -2.1652 | 0.765779 | 0.378117 | 2.025243 |
| 26 | 7.12 | 113.15 | -7.01123 | 3.282738 | -2.13579 | 0.7707 | 0.378948 | 2.033788 |
| 27 | 7.1 | 113.28 | -6.97793 | 3.283438 | -2.12519 | 0.767571 | 0.37903 | 2.025091 |
| 28 | 7 | 113.51 | -6.92427 | 3.28388 | -2.10856 | 0.761468 | 0.379068 | 2.008791 |
| 29 | 7.49 | 112 | -7.06303 | 3.278089 | -2.15462 | 0.756868 | 0.37824 | 2.001027 |
| 30 | 8.04 | 112.09 | -7.15859 | 3.278481 | -2.18351 | 0.774583 | 0.378451 | 2.04672 |
| 31 | 7.58 | 112.38 | -7.2165 | 3.277031 | -2.20215 | 0.78497 | 0.378356 | 2.074688 |
| 32 | 7.45 | 113.12 | -7.07257 | 3.285036 | -2.15296 | 0.782394 | 0.379352 | 2.06245 |
| 33 | 7.38 | 112.54 | -7.23837 | 3.27868 | -2.20771 | 0.790328 | 0.378576 | 2.087631 |
| 34 | 7.28 | 112.25 | -7.09997 | 3.276552 | -2.1669 | 0.764434 | 0.378098 | 2.021789 |
| 35 | 7.37 | 111.3 | -6.92252 | 3.281995 | -2.10924 | 0.733053 | 0.378585 | 1.9363 |
| 36 | 7.14 | 112.44 | -7.12739 | 3.276897 | -2.17504 | 0.770873 | 0.378164 | 2.038462 |
| 37 | 7.51 | 112.31 | -7.17057 | 3.276677 | -2.18837 | 0.776562 | 0.378223 | 2.053184 |

Lanjutan **LAMPIRAN 6. *Output* GWR4 Pembobot *Adaptive Gaussian***

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Area\_num | est\_x2 | se\_x2 | t\_x2 | est\_x3 | se\_x3 | t\_x3 |
| 0 | -0.11016 | 0.341514 | -0.32256 | 0.86942 | 0.423476 | 2.053057 |
| 1 | -0.11809 | 0.340921 | -0.34638 | 0.874713 | 0.423298 | 2.066423 |
| 2 | -0.11636 | 0.341299 | -0.34093 | 0.876012 | 0.423381 | 2.069085 |
| 3 | -0.11921 | 0.341238 | -0.34935 | 0.878927 | 0.423341 | 2.076165 |
| 4 | -0.13863 | 0.341044 | -0.4065 | 0.896643 | 0.423179 | 2.118828 |
| 5 | -0.13541 | 0.340761 | -0.39738 | 0.888625 | 0.423115 | 2.100197 |
| 6 | -0.16229 | 0.341663 | -0.475 | 0.910716 | 0.423325 | 2.151339 |
| 7 | -0.19867 | 0.344819 | -0.57617 | 0.911368 | 0.425096 | 2.143911 |
| 8 | -0.19452 | 0.344615 | -0.56445 | 0.902192 | 0.425076 | 2.122428 |
| 9 | -0.1788 | 0.343829 | -0.52003 | 0.877467 | 0.42462 | 2.066477 |
| 10 | -0.1849 | 0.344429 | -0.53683 | 0.889521 | 0.42458 | 2.095061 |
| 11 | -0.18219 | 0.344302 | -0.52916 | 0.886089 | 0.424489 | 2.087426 |
| 12 | -0.19342 | 0.344601 | -0.56129 | 0.913932 | 0.424538 | 2.15277 |
| 13 | -0.19129 | 0.344417 | -0.55542 | 0.921277 | 0.424405 | 2.170749 |
| 14 | -0.15969 | 0.341817 | -0.46718 | 0.90296 | 0.423415 | 2.132565 |
| 15 | -0.14927 | 0.341165 | -0.43754 | 0.896692 | 0.423199 | 2.118843 |
| 16 | -0.13936 | 0.340822 | -0.40889 | 0.889542 | 0.423126 | 2.10231 |
| 17 | -0.1165 | 0.340873 | -0.34178 | 0.871925 | 0.423309 | 2.059784 |
| 18 | -0.11114 | 0.341028 | -0.32589 | 0.866848 | 0.423398 | 2.04736 |
| 19 | -0.11015 | 0.34109 | -0.32294 | 0.866233 | 0.42342 | 2.045802 |
| 20 | -0.11098 | 0.340981 | -0.32547 | 0.865939 | 0.42339 | 2.045251 |
| 21 | -0.11574 | 0.34077 | -0.33966 | 0.868742 | 0.423298 | 2.052318 |
| 22 | -0.12658 | 0.340681 | -0.37154 | 0.869416 | 0.42321 | 2.054339 |
| 23 | -0.14244 | 0.341014 | -0.41769 | 0.887636 | 0.423208 | 2.097398 |
| 24 | -0.14275 | 0.341016 | -0.41859 | 0.888188 | 0.423205 | 2.098719 |
| 25 | -0.15513 | 0.34182 | -0.45384 | 0.894814 | 0.423469 | 2.113054 |
| 26 | -0.17907 | 0.344008 | -0.52053 | 0.891614 | 0.424197 | 2.101884 |
| 27 | -0.17804 | 0.344003 | -0.51756 | 0.88762 | 0.424208 | 2.092416 |
| 28 | -0.17468 | 0.343857 | -0.508 | 0.880706 | 0.42416 | 2.076351 |
| 29 | -0.13403 | 0.340754 | -0.39334 | 0.887786 | 0.423121 | 2.098186 |
| 30 | -0.14448 | 0.341102 | -0.42358 | 0.901655 | 0.423189 | 2.130621 |
| 31 | -0.16309 | 0.341717 | -0.47725 | 0.911138 | 0.423344 | 2.152239 |
| 32 | -0.18795 | 0.344461 | -0.54563 | 0.900863 | 0.424471 | 2.122319 |
| 33 | -0.1753 | 0.342939 | -0.51115 | 0.915859 | 0.423818 | 2.160973 |
| 34 | -0.14644 | 0.341064 | -0.42936 | 0.894 | 0.42318 | 2.112577 |
| 35 | -0.11186 | 0.341019 | -0.328 | 0.867759 | 0.423389 | 2.049557 |
| 36 | -0.15815 | 0.34188 | -0.46258 | 0.899248 | 0.423464 | 2.123552 |
| 37 | -0.15514 | 0.341331 | -0.45452 | 0.904144 | 0.42322 | 2.136346 |

Lanjutan **LAMPIRAN 6. *Output* GWR4 Pembobot *Adaptive Gaussian***

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Area\_num | est\_x4 | se\_x4 | t\_x4 | est\_x5 | se\_x5 | t\_x5 |
| 0 | 0.014896 | 0.278964 | 0.053397 | 0.026511 | 0.005804 | 4.567807 |
| 1 | 0.020667 | 0.278945 | 0.074089 | 0.026498 | 0.005803 | 4.566244 |
| 2 | 0.017071 | 0.278973 | 0.061194 | 0.026473 | 0.005803 | 4.561719 |
| 3 | 0.01801 | 0.27897 | 0.064557 | 0.026454 | 0.005803 | 4.558641 |
| 4 | 0.02549 | 0.27895 | 0.091377 | 0.026333 | 0.005801 | 4.539118 |
| 5 | 0.02918 | 0.278919 | 0.104619 | 0.026408 | 0.005801 | 4.552135 |
| 6 | 0.040513 | 0.279042 | 0.145184 | 0.026256 | 0.005802 | 4.524876 |
| 7 | 0.065521 | 0.279237 | 0.234642 | 0.02607 | 0.005813 | 4.484888 |
| 8 | 0.06695 | 0.279269 | 0.239732 | 0.026092 | 0.005814 | 4.488149 |
| 9 | 0.068028 | 0.279315 | 0.243552 | 0.026198 | 0.005812 | 4.507503 |
| 10 | 0.066937 | 0.279138 | 0.2398 | 0.026211 | 0.005809 | 4.511797 |
| 11 | 0.066693 | 0.27911 | 0.238949 | 0.026233 | 0.005809 | 4.516241 |
| 12 | 0.062185 | 0.279153 | 0.222763 | 0.02615 | 0.005808 | 4.502137 |
| 13 | 0.058492 | 0.279296 | 0.209428 | 0.026155 | 0.005809 | 4.502699 |
| 14 | 0.043777 | 0.279036 | 0.156887 | 0.026313 | 0.005803 | 4.534385 |
| 15 | 0.037794 | 0.27895 | 0.135486 | 0.026356 | 0.005802 | 4.54285 |
| 16 | 0.03276 | 0.27891 | 0.117456 | 0.026404 | 0.005801 | 4.551503 |
| 17 | 0.021078 | 0.27893 | 0.075566 | 0.026518 | 0.005803 | 4.569745 |
| 18 | 0.018761 | 0.278933 | 0.067259 | 0.026549 | 0.005804 | 4.574465 |
| 19 | 0.018053 | 0.278938 | 0.06472 | 0.026551 | 0.005804 | 4.574759 |
| 20 | 0.019279 | 0.278921 | 0.06912 | 0.026555 | 0.005804 | 4.575741 |
| 21 | 0.022617 | 0.278892 | 0.081096 | 0.026541 | 0.005803 | 4.5739 |
| 22 | 0.033259 | 0.278773 | 0.119304 | 0.026532 | 0.005801 | 4.574028 |
| 23 | 0.037273 | 0.278899 | 0.133644 | 0.026417 | 0.005801 | 4.553563 |
| 24 | 0.037206 | 0.278902 | 0.133403 | 0.026413 | 0.005801 | 4.552939 |
| 25 | 0.044846 | 0.278997 | 0.160738 | 0.026366 | 0.005803 | 4.543624 |
| 26 | 0.062589 | 0.27896 | 0.224365 | 0.026276 | 0.005805 | 4.526191 |
| 27 | 0.063507 | 0.278956 | 0.22766 | 0.026282 | 0.005805 | 4.527149 |
| 28 | 0.064137 | 0.278946 | 0.229925 | 0.026301 | 0.005805 | 4.530668 |
| 29 | 0.028314 | 0.27892 | 0.101512 | 0.026414 | 0.005801 | 4.552976 |
| 30 | 0.027799 | 0.278956 | 0.099653 | 0.026297 | 0.005801 | 4.533037 |
| 31 | 0.041023 | 0.27905 | 0.14701 | 0.026253 | 0.005803 | 4.524322 |
| 32 | 0.064194 | 0.279068 | 0.230029 | 0.026201 | 0.005808 | 4.511496 |
| 33 | 0.049884 | 0.27923 | 0.178647 | 0.026225 | 0.005806 | 4.516802 |
| 34 | 0.036852 | 0.278933 | 0.132117 | 0.026374 | 0.005801 | 4.546155 |
| 35 | 0.018898 | 0.278937 | 0.067752 | 0.026543 | 0.005804 | 4.573506 |
| 36 | 0.044822 | 0.279027 | 0.160637 | 0.026338 | 0.005803 | 4.538515 |
| 37 | 0.038209 | 0.278989 | 0.136954 | 0.026302 | 0.005802 | 4.533504 |

Lanjutan **LAMPIRAN 6. *Output* GWR4 Pembobot *Adaptive Gaussian***

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Area\_num | y\_1 | yhat | residual | std\_residual | localR2 | influence | CooksD |
| 0 | 0.250334 | 0.809436 | -0.559102 | -0.310288 | 0.723452 | 0.213575 | 0.00406 |
| 1 | 1.361816 | 0.785406 | 0.57641 | 0.294176 | 0.725654 | 0.07007 | 0.001012 |
| 2 | 1.478638 | 0.799621 | 0.679017 | 0.346753 | 0.723972 | 0.071197 | 0.001431 |
| 3 | 3.384513 | 1.847037 | 1.537476 | 0.79876 | 0.724096 | 0.102598 | 0.011325 |
| 4 | 0.740988 | 1.70826 | -0.967272 | -0.487861 | 0.725177 | 0.047843 | 0.001857 |
| 5 | 2.386515 | 3.416713 | -1.030198 | -0.551586 | 0.727545 | 0.155076 | 0.00867 |
| 6 | 7.713618 | 5.764829 | 1.948789 | 1.123041 | 0.729286 | 0.27064 | 0.072661 |
| 7 | 1.832443 | 0.668287 | 1.164156 | 0.600979 | 0.729175 | 0.09112 | 0.005622 |
| 8 | 4.275701 | 3.780539 | 0.495162 | 0.273946 | 0.728834 | 0.20865 | 0.003072 |
| 9 | 1.692256 | 3.011705 | -1.319448 | -0.679178 | 0.728848 | 0.085844 | 0.006725 |
| 10 | 1.345127 | -0.0726 | 1.417727 | 0.754086 | 0.730954 | 0.143856 | 0.014835 |
| 11 | 1.4753 | 0.074332 | 1.400968 | 0.756085 | 0.731112 | 0.168393 | 0.017972 |
| 12 | 1.545394 | 2.360174 | -0.81478 | -0.43682 | 0.731767 | 0.157288 | 0.005529 |
| 13 | 1.251669 | 4.284784 | -3.033115 | -1.606397 | 0.732409 | 0.136475 | 0.06332 |
| 14 | 15.507343 | 8.295681 | 7.211662 | 3.95347 | 0.730982 | 0.194034 | 0.584217 |
| 15 | 1.311749 | 3.226661 | -1.914912 | -0.986355 | 0.729653 | 0.087078 | 0.014408 |
| 16 | 4.742991 | 2.496349 | 2.246641 | 1.169356 | 0.728625 | 0.105919 | 0.02515 |
| 17 | 1.73231 | 1.738253 | -0.005944 | -0.002992 | 0.72598 | 0.044249 | 0 |
| 18 | 1.091455 | 0.830748 | 0.260707 | 0.133051 | 0.725411 | 0.07002 | 0.000207 |
| 19 | 2.600134 | 1.044111 | 1.556023 | 0.803778 | 0.725172 | 0.092259 | 0.010195 |
| 20 | 1.869159 | 0.663334 | 1.205825 | 0.685491 | 0.725634 | 0.250506 | 0.024384 |
| 21 | 1.979306 | 3.049056 | -1.069751 | -0.540074 | 0.726642 | 0.049698 | 0.002368 |
| 22 | 1.378505 | 2.931275 | -1.552771 | -0.790245 | 0.729622 | 0.064823 | 0.006721 |
| 23 | 1.131509 | 2.794136 | -1.662628 | -0.853715 | 0.730068 | 0.081313 | 0.010016 |
| 24 | 2.156208 | 6.106979 | -3.950771 | -2.144796 | 0.73002 | 0.178146 | 0.154813 |
| 25 | 0.987984 | 0.847347 | 0.140637 | 0.07694 | 0.731773 | 0.190717 | 0.000217 |
| 26 | 0.904539 | 0.493043 | 0.411496 | 0.235212 | 0.73254 | 0.258665 | 0.002997 |
| 27 | 1.074766 | 0.614871 | 0.459895 | 0.235648 | 0.732291 | 0.077445 | 0.000724 |
| 28 | 0.787717 | 1.687453 | -0.899736 | -0.489493 | 0.73195 | 0.181649 | 0.008257 |
| 29 | 1.395194 | 4.684762 | -3.289568 | -1.716331 | 0.727323 | 0.110228 | 0.05666 |
| 30 | 1.728972 | 1.673497 | 0.055475 | 0.029326 | 0.725452 | 0.133277 | 0.000021 |
| 31 | 2.736983 | 3.346704 | -0.609721 | -0.364544 | 0.729416 | 0.322413 | 0.009818 |
| 32 | 1.361816 | 0.746813 | 0.615003 | 0.322484 | 0.731853 | 0.119068 | 0.002182 |
| 33 | 2.086115 | 0.992626 | 1.093489 | 0.598863 | 0.7318 | 0.192435 | 0.013268 |
| 34 | 1.171562 | 1.854849 | -0.683287 | -0.444241 | 0.72956 | 0.426978 | 0.022831 |
| 35 | 1.752336 | 2.792728 | -1.040392 | -0.588398 | 0.72542 | 0.242724 | 0.017229 |
| 36 | 17.346462 | 17.285924 | 0.060538 | 0.083287 | 0.731522 | 0.872029 | 0.007339 |
| 37 | 0.430574 | 0.709888 | -0.279314 | -0.151121 | 0.729166 | 0.172556 | 0.000739 |

**LAMPIRAN 7. *Output* SPSS Regresi Linier Terboboti WLS**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Variables Entered/Removeda,b** | | | |
| Model | Variables Entered | Variables Removed | Method |
| 1 | x5, x2, x1, x4, x3c | . | Enter |
| a. Dependent Variable: y | | | |
| b. Weighted Least Squares Regression - Weighted by weight | | | |
| c. All requested variables entered. | | | |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Model Summary** | | | | |
| Model | R | R Square | Adjusted R Square | Std. Error of the Estimate |
| 1 | .812a | .659 | .605 | 1.11553 |
| a. Predictors: (Constant), x5, x2, x1, x4, x3 | | | | |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **ANOVAa,b** | | | | | | |
| Model | | Sum of Squares | df | Mean Square | F | Sig. |
| 1 | Regression | 76.861 | 5 | 15.372 | 12.353 | .000c |
| Residual | 39.821 | 32 | 1.244 |  |  |
| Total | 116.682 | 37 |  |  |  |
| a. Dependent Variable: y | | | | | | |
| b. Weighted Least Squares Regression - Weighted by weight | | | | | | |
| c. Predictors: (Constant), x5, x2, x1, x4, x3 | | | | | | |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Coefficientsa,b** | | | | | | |
| Model | | Unstandardized Coefficients | | Standardized Coefficients | t | Sig. |
| B | Std. Error | Beta |
| 1 | (Constant) | 1.484 | 1.475 |  | 1.006 | .322 |
| x1 | -.312 | .160 | -.793 | -1.943 | .061 |
| x2 | .192 | .120 | .251 | 1.603 | .119 |
| x3 | -.062 | .226 | -.224 | -.275 | .785 |
| x4 | -.066 | .100 | -.386 | -.661 | .513 |
| x5 | .031 | .005 | .885 | 6.669 | .000 |