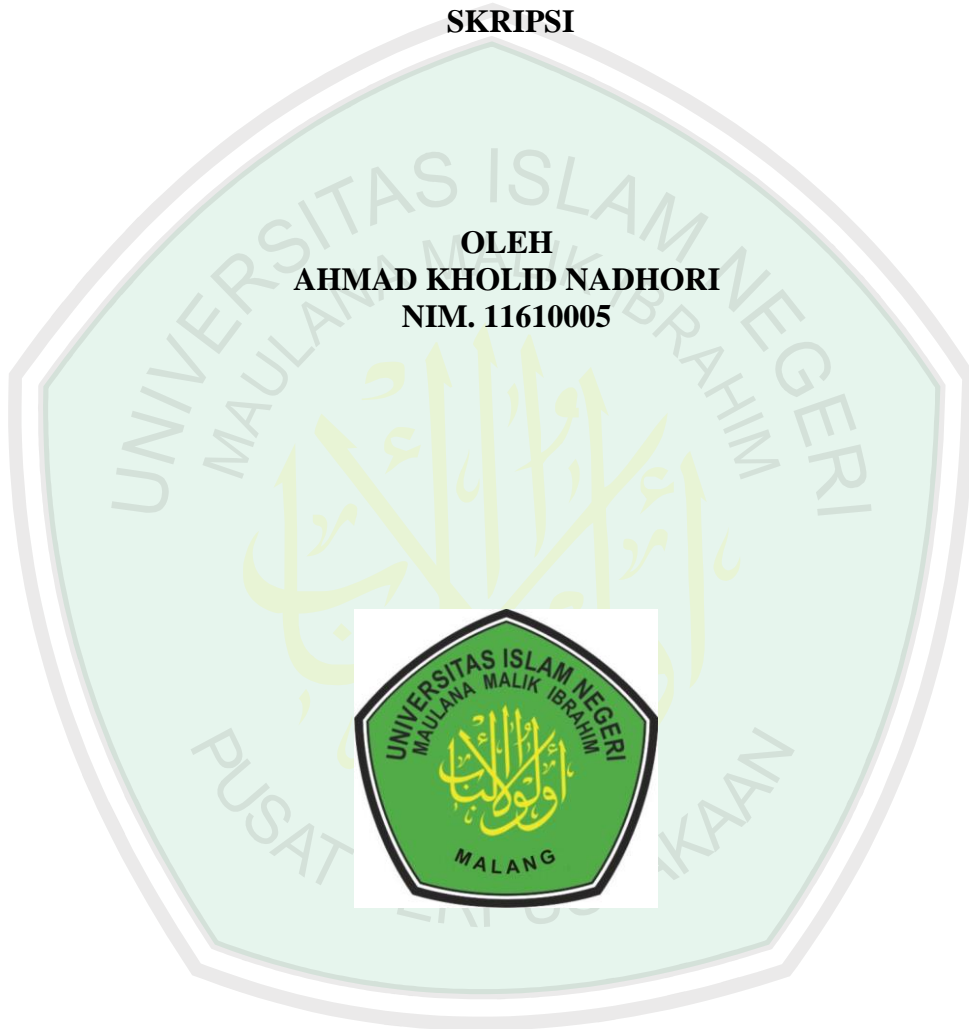


**ESTIMASI PARAMETER MODEL  
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR) YANG  
MENGANDUNG MULTIKOLINEARITAS DENGAN METODE  
REGRESI RIDGE**

**SKRIPSI**

**OLEH  
AHMAD KHOLID NADHORI  
NIM. 11610005**

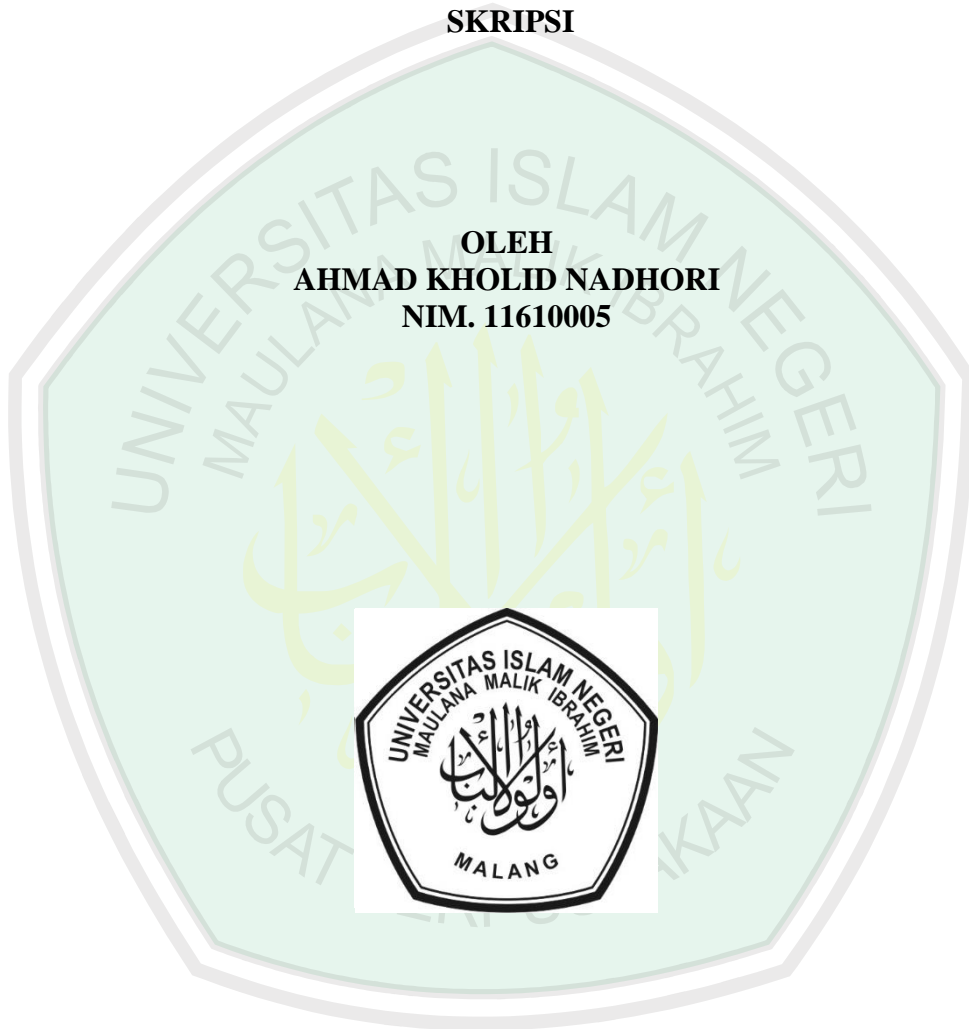


**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2016**

**ESTIMASI PARAMETER MODEL  
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR) YANG  
MENGANDUNG MULTIKOLINEARITAS DENGAN METODE  
REGRESI RIDGE**

**SKRIPSI**

**OLEH  
AHMAD KHOLID NADHORI  
NIM. 11610005**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2016**

**ESTIMASI PARAMETER MODEL  
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR) YANG  
MENGANDUNG MULTIKOLINEARITAS DENGAN METODE  
REGRESI RIDGE**

**SKRIPSI**

**Diajukan Kepada  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang  
untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)**

**Oleh  
Ahmad Kholid Nadhori  
NIM. 11610005**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2016**

**ESTIMASI PARAMETER MODEL  
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR) YANG  
MENGANDUNG MULTIKOLINEARITAS DENGAN METODE  
REGRESI RIDGE**

**SKRIPSI**

Oleh  
**Ahmad Kholid Nadhori**  
**NIM. 11610005**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
Tanggal 08 Oktober 2015

Pembimbing I,

Pembimbing II,

Dr. Sri Harini, M.Si  
NIP. 19731014 200112 2 002

Ach. Nashichuddin, M.A  
NIP. 19730705 200003 1 002

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Abdussakir, M.Pd  
NIP. 19751006 200312 1 001

**ESTIMASI PARAMETER MODEL  
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR) YANG  
MENGANDUNG MULTIKOLINEARITAS DENGAN METODE  
REGRESI RIDGE**

**SKRIPSI**

Oleh  
**Ahmad Kholid Nadhori**  
**NIM. 11610005**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi dan  
Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)

Tanggal 30 Oktober 2015

Penguji Utama : Abdul Aziz, M.Si .....

Ketua Penguji : Fachrur Rozi, M.Si .....

Sekretaris Penguji : Dr. Sri Harini, M.Si .....

Anggota Penguji : Ach. Nashichuddin, M.A .....

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Abdussakir, M.Pd  
NIP. 19751006 200312 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ahmad Kholid Nadhori

NIM : 11610005

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) yang Mengandung Multikolinearitas dengan Metode Regresi *Ridge*

menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya sendiri, bukan merupakan pengambilan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 08 Oktober 2015  
Yang membuat pernyataan,

Ahmad Kholid Nadhori  
NIM. 11610005

## MOTO



*“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya”*

(QS. al-Baqarah/2:286).

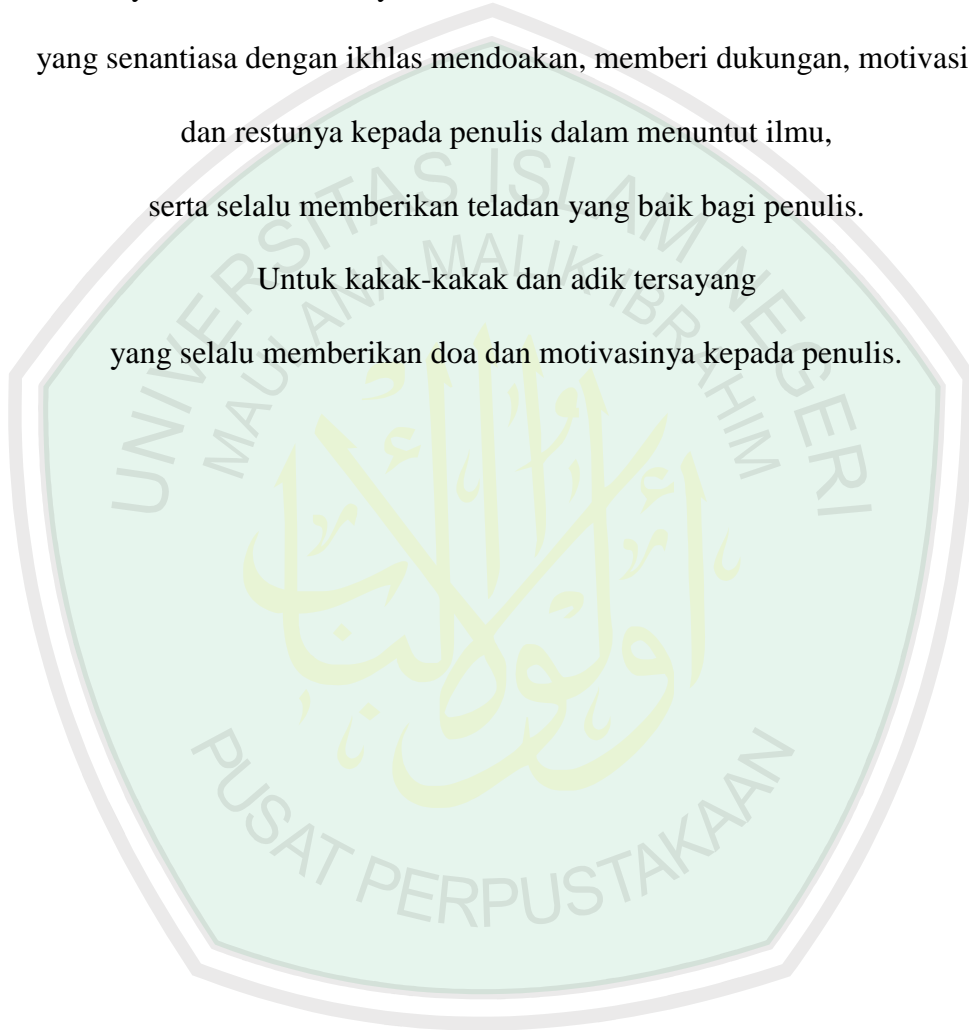


## PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Ayahanda Kodiran Syamsuri dan Ibunda Siti Halimah tercinta  
yang senantiasa dengan ikhlas mendoakan, memberi dukungan, motivasi,  
dan restunya kepada penulis dalam menuntut ilmu,  
serta selalu memberikan teladan yang baik bagi penulis.

Untuk kakak-kakak dan adik tersayang  
yang selalu memberikan doa dan motivasinya kepada penulis.





## KATA PENGANTAR

Alhamdulillah puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Swt. yang telah melimpahkan rahmat, taufiq, hidayah, serta inayah-Nya kepada penulis sehingga penulisan skripsi ini dapat diselesaikan. Shalawat serta salam semoga tetap tercurahkan kepada Nabi Muhammad Saw. yang telah membimbing manusia dari jalan kegelapan menuju jalan yang terang benderang yaitu agama Islam di mana ilmu pengetahuan sudah berkembang pesat seperti sekarang ini.

Suatu kebahagiaan dan kebanggaan tersendiri bagi penulis karena telah dapat menyelesaikan penulisan skripsi yang berjudul "*Estimasi Parameter Model Geographically Weighted Regression (GWR) yang Mengandung Multikolinearitas dengan Metode Regresi Ridge*" dengan baik. Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini tidak lepas dari bimbingan, arahan, dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya serta penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Prof. Dr. H. Mudjia Rahardjo, M.Si, selaku rektor Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. drh. Bayyinatul Muchtaromah, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Abdussakir, M.Pd, selaku ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dosen Pembimbing I yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan berbagai ilmunya kepada penulis.

5. Ach. Nasichuddin, M.A, selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan sumbangsih dalam penulisan skripsi ini.
6. Seluruh dosen UIN Maulana Malik Ibrahim Malang khususnya para dosen Jurusan Matematika yang telah memberikan banyak pengalaman dan ilmu serta senantiasa membimbing dan memberikan motivasi kepada penulis agar dapat menyelesaikan studi dengan baik.
7. Ayah dan Ibu yang selalu memberikan doa, semangat, serta motivasi kepada penulis.
8. Seluruh teman-teman di Jurusan Matematika angkatan 2011, terima kasih atas kenangan-kenangan indah yang dirajut bersama dalam menggapai cita-cita.
9. Semua pihak yang secara langsung atau tidak langsung telah ikut memberikan bantuan dalam menyelesaikan skripsi ini.

Penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat khususnya bagi penulis dan bagi pembaca pada umumnya.

Malang, Oktober 2015

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b>	
<b>HALAMAN PENGAJUAN</b>	
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b>	
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b>	
<b>HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b>	
<b>HALAMAN MOTO</b>	
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b>	
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	viii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	x
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiii
<b>DAFTAR SIMBOL</b> .....	xiv
<b>ABSTRAK</b> .....	xv
<b>ABSTRACT</b> .....	xvi
<b>ملخص</b> .....	xvii
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	6
1.3 Tujuan Penelitian .....	6
1.4 Batasan Masalah .....	6
1.5 Manfaat Penelitian .....	7
1.6 Sistematika Penulisan .....	8
<b>BAB II KAJIAN PUSTAKA</b>	
2.1 Data Spasial .....	9
2.2 Model <i>Geographically Weighted Regression</i> .....	11
2.3 Fungsi Pembobot Model GWR .....	12
2.4 Pemilihan Pembobot ( <i>Weight</i> ) .....	13
2.5 Penentuan Bandwith .....	14
2.6 Metode <i>Weighted Least Square (WLS)</i> .....	15
2.7 Pengujian Pengaruh Spasial .....	15
2.8 Multikolinearitas .....	16
2.8.1 Pengertian Multikolinearitas .....	17
2.8.2 Konsekuensi Multikolinearitas .....	18

2.9	Pendeteksian Multikolinearitas .....	22
2.10	Pengaruh Multikolinearitas .....	23
2.11	Gambaran Umum Metode Regresi <i>Ridge</i> .....	25
2.11.1	Regresi <i>Ridge</i> .....	25
2.11.2	Gambaran Umum <i>Ridge Trace</i> .....	26
2.12	Angka Kematian Bayi .....	27
2.12.1	Faktor yang Mempengaruhi Kematian Bayi .....	28
213	Tugas Manusia di Bumi .....	29
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b>		
3.1	Pendekatan Penelitian .....	34
3.2	Sumber Data .....	34
3.3	Variabel Penelitian .....	34
3.4	Tahap Analisis Data .....	35
3.4.1	Estimasi Parameter Model GWR yang Mengandung Multikolinearitas .....	35
3.4.2	Aplikasi Jumlah Kematian Bayi di Jawa Timur Tahun 2012 .....	35
<b>BAB IV PEMBAHASAN</b>		
4.1	Estimasi Parameter Model GWR yang Mengandung Multikolinearitas .....	37
4.2	Aplikasi Jumlah Kematian Bayi Jawa Timur 2012	
4.2.1	Deskriptif Data .....	44
4.2.2	Identifikasi Multikolinearitas .....	49
4.2.3	Uji Asumsi Data .....	50
4.2.4	Analisis Data .....	52
4.2.5	Proses Pemusatan dan Penskalaan Data .....	54
4.2.6	Uji Keberartian Regresi .....	57
4.2.7	<i>Output</i> Peta .....	59
4.3	Kajian Agama Islam Tentang Multikolinearitas .....	61
<b>BAB V PENUTUP</b>		
5.1	Kesimpulan .....	65
5.2	Saran .....	65
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>67</b>
<b>LAMPIRAN-LAMPIRAN</b>		
<b>RIWAYAT HIDUP</b>		

## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Multikolinearitas .....	49
Tabel 4.2	<i>Collinearity Statistik</i> .....	50
Tabel 4.3	Korelasi .....	51
Tabel 4.4	Linearitas .....	52
Tabel 4.5	Hasil Estimasi Model GWR .....	53
Tabel 4.6	Anova .....	53
Tabel 4.7	Matrik Korelasi dari Variabel $X$ .....	54
Tabel 4.8	Hasil Proses Pemusatan dan Penskalaan .....	55
Tabel 4.9	Nilai VIF $\hat{\beta}(\lambda)$ dengan Berbagai Nilai $\lambda$ .....	56
Tabel 4.10	Nilai VIF $\hat{\beta}(\lambda)$ dengan Berbagai Harga $\lambda$ .....	57
Tabel 4.11	Pengujian Kesesuain Model GWR Metode <i>Ridge</i> .....	58
Tabel 4.12	Estimasi Model GWR dengan Pembobot Fungsi <i>Adaptive Bisquare</i> .....	58
Tabel 4.13	Pengelompokan Variabel yang Signifikan Berdasarkan Kabupaten/kota .....	60

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 4.1 Grafik Sebaran Data Jumlah Kematian Bayi (y) di Jawa Timur Tahun 2012 .....	45
Gambar 4.2 Grafik Jumlah Tenaga Medis ( $X_1$ ) di Jawa Timur Tahun 2012 ..	46
Gambar 4.3 Grafik Jumlah Pemberian ASI ( $X_2$ ) di Jawa Timur Tahun 2012 .....	47
Gambar 4.4 Grafik Jumlah Pemberian Vitamin ( $X_3$ ) di Jawa Timur Tahun 2012 .....	47
Gambar 4.5 Grafik Jumlah Ibu Sehat ( $X_4$ ) di Jawa Timur Tahun 2012 .....	48
Gambar 4.6 Grafik Jumlah Bayi Sehat ( $X_5$ ) di Jawa Timur Tahun 2012 .....	49
Gambar 4.7 Peta Tematik dari Tingkat Kematian Bayi di Jawa Timur Tahun 2012 .....	59

## DAFTAR SIMBOL

$\mu$	: Rata-rata jumlah kejadian yang terjadi selama selang waktu atau dalam daerah tertentu
$\mu(X_i, \beta)$	: Fungsi yang menghubungkan $\mu_i$ ke $X_i$
$X_i$	: Nilai variabel prediktor untuk kejadian ke- $i$
$\beta$	: Nilai koefisien regresi
$y_i$	: Nilai observasi respon ke- $i$
$x_{ij}$	: Nilai observasi variabel prediktor ke- $j$ pada pengamatan lokasi $(u_i, v_i)$
$\beta_0(u_i, v_i)$	: Nilai <i>intercept</i> model regresi
$\beta_j(u_i, v_i)$	: Koefisien regresi variabel prediktor ke- $j$ untuk setiap lokasi $(u_i, v_i)$ , $j = 1, 2, \dots, k$ , dan $i = 1, 2, \dots, n$
$(u_i, v_i)$	: Koordinat lintang dan bujur dari titik ke- $i$ pada suatu lokasi geografis
$\varepsilon_i$	: Nilai <i>error</i> regresi ke- $i$
$\rho(\cdot)$	: Fungsi objektif
$\psi(\cdot)$	: Fungsi <i>influence</i> (pengaruh)
$w(\cdot)$	: Fungsi pembobot

## ABSTRAK

Nadhori, Ahmad Kholid. 2015. **Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) yang Mengandung Multikolinearitas dengan Metode Regresi *Ridge***. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Ach. Nashichuddin, M.A.

**Kata Kunci:** GWR, Multikolinearitas, Regresi *Ridge*, Tingkat Kematian bayi

Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan regresi yang digunakan untuk mengatasi heterogenitas spasial dengan memperhatikan lokasi dari titik pengamatan yang menghasilkan penaksir parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi data. Dalam menganalisis data dengan menggunakan model GWR, terkadang ditemukan adanya multikolinearitas. Multikolinearitas ini mengakibatkan tidak signifikannya suatu hasil pengolahan data. Salah satu metode penyelesaian multikolinearitas adalah metode regresi *ridge*.

Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan estimasi parameter model GWR yang mengandung multikolinearitas. Hasil penelitian diaplikasikan pada tingkat kematian bayi di Jawa Timur, sehingga didapatkan pemetaan tingkat kematian bayi di Jawa Timur. Variabel respon yang digunakan pada penelitian ini adalah jumlah kematian bayi ( $Y$ ) di setiap kabupaten/kota dan variabel prediktornya adalah imunisasi jumlah tenaga medis ( $X_1$ ), pemberian asi eksklusif ( $X_2$ ), pemberian vitamin ( $X_3$ ), kesehatan ibu ( $X_4$ ), dan kesehatan bayi ( $X_5$ ). Setelah didapatkan modelnya maka dilakukan uji F. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah model GWR pada data yang mengandung multikolinearitas menjadi signifikan pada data tingkat kematian bayi di Jawa Timur tahun 2012.



## ABSTRACT

Nadhori, Ahmad Kholid. 2015. **Parameter Estimation Geographically Weighted Regression (GWR) Model which Contains Multicollinearity with Ridge Regression**. Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Ach. Nashichuddin, M.A.

**Keyword:** GWR, Multicollinearity, Ridge Regression, the rate of Toodler Deaths

Geographically Weighted Regression (GWR) Model is a regression that is used to overcome where the spatial heterogeneity of the location of the observation point that generates a local model parameter estimator to each point or location data is concerned. In analyzing the data using the GWR model, sometimes any multicollinearity occurs. This multicollinearity resulted on the lack of the significance of data processing result. One method is to solve multicollinearity ridge regression.

This study aimed to obtain a model parameter estimation GWR containing multicollinearity. The results of the study was applied at the rate of toodler deaths in the East Java, so that mapping toodler deaths in East Java would be obtained. The response variable used in this study is the number of toodler deaths ( $Y$ ) in each district / city and its predictor variable is the immunization of medical personnel ( $X_1$ ), giving ASI exclusive ( $X_2$ ), giving vitamin ( $X_3$ ), mother health ( $X_4$ ), and infant health ( $X_5$ ). After the model is obtained the the F test is performed. The results obtained from this study is a GWR model data that contains multicollinearity that is significant on the data rate of toodler deaths data in East Java in 2012.

## ملخص

نظري, أحمد خالد. ٢٠١٥. تقريبية المعلمات نموذج *Geographically Weighted Regression* (GWR) في البيانات التي تحمل على الخطية المتعددة بطريقة انحدار *Ridge*. البحث الجامعي. الشعبة الرياضيات، بكلية العلوم والتكنولوجيا، الجامعة الإسلامية الحكومية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المرشدون: (١) الدكتورة سري هرياني الماجستير (٢) أحمد نصيح الدين الماجستير.

الكلمة الرئيسية: GWR، الخطية المتعددة ، انحدار *Ridge* ، معدل وفيات الرضع

*Geographically Weighted Regression* (GWR) هو الانحدار الذي يستخدم للتغلب حيث التنوع المكاني للموقع نقطة المراقبة التي تحتوي علي المحلي مقدر نموذج المعلمة إلى كل نقطة أو موقع البيانات المعنية. في تحليل البيانات باستخدام نموذج (GWR)، وأحيانا يحدث أي الخطية المتعددة. أدى هذا الخطية المتعددة على عدم أهمية نتيجة معالجة البيانات. طريقة واحدة هو لحل الخطية المتعددة هي الانحدار *ridge*.

.تهدف هذه الدراسة إلى الحصول على (GWR) تقدير نموذج المعلمة التي تحتوي على الخطية المتعددة. نتائج البحوث التطبيقية في معدل وفيات الرضع في محافظة جاوا الشرقية، بحيث يتم الحصول على معدل وفيات الرضع رسم الخرائط في جاوة الشرقية. المتغير استجابة المستخدمة في هذه الدراسة هو عدد وفيات الرضع ( $Y$ ) في كل منطقة / مدينة ومتغيره المتنبئ هو تحصين العاملين في المجال الطبي ( $X_1$ ) والرضاعة الطبيعية الحصرية ( $X_2$ ) وفيتامين ( $X_3$ ) صحة الأم ( $X_4$ ) الصحة الرضع ( $X_5$ ). وبعد الحصول على النموذج ثم يتم اختبار F. النتائج المتحصل عليها من هذه الدراسة هويبيانات نموذج GWR التي تحتوي على على الخطية المتعددة تكون كبيرة في معدل البيانات وفيات الرضع في جاوة الشرقية في عام 2012.

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Menurut Fotheringham dkk (2002), *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah model regresi yang digunakan untuk menganalisis heterogenitas spasial. GWR adalah salah satu analisis yang membentuk analisis regresi namun bersifat lokal untuk setiap lokasi. Hasil analisis ini adalah model regresi yang nilai-nilai parameternya berlaku hanya pada setiap lokasi pengamatan dan berbeda dengan lokasi lainnya. Dalam GWR digunakan unsur matriks pembobot yang besarnya tergantung pada kedekatan antar lokasi. Semakin dekat suatu lokasi, bobot pengaruhnya akan semakin besar. Fungsi pembobot yang digunakan untuk GWR dalam penelitian ini adalah *kernel Gaussian*. Heterogenitas yang dimaksud adalah suatu keadaan di mana pengukuran hubungan (*Measurement of Relationship*) antara variabel yang berbeda-beda antar lokasi yang satu dengan yang lainnya. GWR adalah metode analisis data di mana faktor geografis sangat mempengaruhi penarikan kesimpulan.

GWR merupakan salah satu pengembangan model regresi *Ordinary Least Squares* (OLS) yang digunakan untuk mengatasi efek spasial yaitu pengaruh heterogenitas spasial yang disebabkan oleh kondisi lokasi yang satu dengan lokasi lain tidak sama, yang ditinjau dari segi geografis, *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO) yang diaplikasikan pada model GWR dan selanjutnya dikenal dengan GWL yang merupakan suatu metode spasial yang

digunakan untuk mengatasi kasus heterogenitas dan kasus multikolinearitas lokal sehingga diharapkan dapat diperoleh pendugaan parameter koefisien yang tidak bias dan efisien sehingga hasil prediksi pada model lebih akurat (Wheeler dan Tiefelsdorf, 2005).

Penelitian tentang GWR ini, di mana metode analisis data melihat faktor geografis yang sangat mempengaruhi penarikan kesimpulan dan mempertimbangkan kemungkinan adanya multikolinearitas lokal pada masing-masing variabel, sehingga prediksi yang diinginkan belum maksimal. Oleh sebab itu penelitian ini menggunakan metode yang lebih baik yang mampu mengatasi adanya multikolinearitas.

Data spasial adalah suatu data yang memuat suatu informasi lokasi. Hukum umum dari geografi yang memiliki arti bahwa segala sesuatu saling berpengaruh satu dengan lainnya, tetapi jarak yang lebih dekat akan memberikan pengaruh yang lebih besar (Anselin, 1998). Sehingga data spasial dapat dikatakan sebagai data yang memiliki referensi kebumian (*georeference*) dengan data atribut yang terletak dalam berbagai unit spasial (Sumodiningrat, 1995). Menurut Sumodiningrat (1995) merumuskan *first law of geography* yang berbunyi, “*everything is related to everything else, but near things are more related than distant things*”.

Multikolinearitas lokal pada model spasial adalah suatu keadaan di mana terdapat satu atau lebih variabel yang berkorelasi dengan variabel lainnya di setiap lokasi pengamatan. Salah satu cara untuk mendeteksi adanya multikolinearitas pada model spasial adalah dengan *Variance Inflation Factor* (VIF). Kriteria nilai VIF untuk kasus multikolinearitas adalah 10 atau lebih.

Merujuk penelitian sebelumnya, Wheeler dan Tiefelsdorf (2005) yang mendeteksi adanya multikolinearitas antar koefisien regresi lokal pada GWR, Kurniawati (2011) membandingkan metode regresi OLS dan GWR pada data harga sewa rumah dan luas lantai rumah di beberapa Rukun Warga (RW) di Kecamatan Lowokwaru. Hasil dari pengujian keefektifan tersebut menunjukkan GWR menghasilkan pendugaan yang lebih baik dibandingkan dengan regresi OLS dikarenakan terdapat masalah heterogenitas. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Gillbert dan Chakraborty (2010) yang mengkaji GWR dalam analisis lingkungan terkait resiko kanker akibat polusi udara di Florida. Arumsari (2011) menerapkan pemodelan GWR pada penderita diare dan faktor-faktor yang mempengaruhi penderita diare di Kabupaten Sumedang.

Penelitian ini diaplikasikan pada pemetaan tingkat kematian bayi Provinsi Jawa Timur tahun 2012. Indikator derajat kesehatan dan kesejahteraan masyarakat ditandai dengan jumlah kematian ibu, jumlah kematian bayi, dan usia harapan hidup. Sampai saat ini kematian bayi masih merupakan salah satu masalah prioritas bidang kesehatan ibu dan anak di Indonesia. Tingginya Angka Kematian Bayi (AKB) serta lambatnya penurunan angka tersebut menunjukkan bahwa pelayanan kesehatan ibu dan anak sangat mendesak untuk ditingkatkan baik dari segi jangkauan maupun kualitas pelayanannya.

Tujuan keempat dan kelima *Millenium Development Goals/MDGS* pada tahun 2015 bagi Indonesia merupakan tantangan yang sangat berat. Walaupun berbagai upaya untuk memperbaiki derajat kesehatan ibu dan bayi baru lahir telah diterapkan di Indonesia tetapi hasilnya masih belum memuaskan. Sesuai dengan

kesepakatan global Indonesia diminta untuk menurunkan AKB menjadi 17 per 1000 kelahiran hidup pada tahun 2015.

Berdasarkan Survey Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) tahun 2002-2003, Indonesia telah berhasil menurunkan AKB dari 0,035 KH (2002) menjadi 0,034 KH (2007). Pada kasus kematian bayi sebagian besar 44% nya terjadi pada masa neonatal (SDKI 2002-2003). Dibandingkan dengan AKB, penurunan kematian neonatal terjadi sangat lambat dari 0,02 KH (2002) menjadi 19/1000 KH (Harsono, 2012).

AKB di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2006 sebesar 0,035 kelahiran hidup dan pada tahun 2008 menjadi 0,0032 kelahiran hidup. Angka kematian neonatal sebesar 0,021 kelahiran hidup (SDKI 2007). Penyebab kematian bayi kebanyakan karena BBLR (41,39%), Asfiksia (19%), Infeksi (4,92%) dan trauma lahir (12,79%) (Harsono, 2012).

Dalam konteks penjelasan pandangan al-Quran tentang multikolinearitas ditemukan sekian banyak ayat al-Quran yang memuji kecukupan, bahkan al-Quran menganjurkan untuk memperoleh kelebihan. Terkait adanya multikolinearitas dalam al-Quran begitu banyak sekali ayat yang menerangkan tentang hubungan antar variabel di mana jika dalam kehidupan ini antar objek yang berhubungan dengan Tuhannya, manusia dengan sesama manusia dan manusia dengan ciptaannya. Terkait ayat yang menerangkan multikolinearitas antara manusia dengan Tuhannya seperti dalam surat adz-Dzariyat/7:56

وَمَا خَلَقْتُ الْجِنَّ وَالْإِنْسَ إِلَّا لِيَعْبُدُونِ ٥٦

*“Dan aku tidak menciptakan jin dan manusia melainkan supaya mereka mengabdikan kepada-Ku (Qs.al-Dzariyat/2:56)”*

Secara garis besar, ibadah kepada Allah Swt. itu ada dua macam, yaitu ibadah yang bentuk dan tata caranya telah ditentukan oleh Allah Swt. dan ibadah yang bentuk tata caranya yang tidak ditentukan oleh Allah Swt.. Ibadah jenis pertama adalah *Mahdhoh*, yaitu ibadah dalam arti ritual khusus dan tidak bisa diubah-ubah sejak dulu hingga sekarang, misalnya shalat, puasa, dan haji. Cara melakukan *ruku'* dan *sujud* dan lafal-lafal apa saja yang harus dibaca dalam melakukan shalat telah ditentukan oleh Allah Swt.. Demikian pula cara melakukan *thawaf* dan *sa'i* dalam haji beserta lafal bacaannya telah ditentukan oleh Allah Swt.. Inti ibadah jenis ini sebenarnya adalah permohonan ampun dan mohon pertolongan dari Allah Swt.. Jenis ibadah yang kedua disebut ibadah *ghairu mahdhoh* atau ibadah dalam pengetahuan umum, yaitu segala bentuk perbuatan yang ditujukan untuk kemaslahatan, kesuksesan, dan keuntungan. Begitulah prinsip dasar ajaran Islam mengenai hubungan manusia dengan Tuhannya. Intinya adalah pengabdian dan penyembahan kepada Allah Swt.. Berpegang teguh pada tali agama Allah Swt., lebih tepatnya menyelamatkan diri dari kemunafikan. Memegang tali agama Allah Swt. berarti kesetiaan melaksanakan semua ajaran agama dan mendakwahnya. Selalu meningkatkan amal saleh, mengikatkan hati kepada Allah Swt., serta ikhlas dalam beribadah (Al-Qurthubi, 2008).

Sehubungan dengan data kematian bayi di Indonesia yang telah diuraikan sebelumnya, data kematian bayi di Indonesia masih bersifat global. Berdasarkan latar belakang di atas, maka penelitian ini berjudul “Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Regression* yang Mengandung Multikolinearitas dengan Metode Regresi *Ridge*”.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana estimasi parameter model GWR yang mengandung multikolinearitas dengan metode regresi *ridge*?
2. Bagaimana model GWR yang mengandung multikolinearitas pada data kematian bayi di Provinsi Jawa Timur tahun 2012 dengan metode regresi *ridge*?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang diuraikan di atas, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Mendapatkan estimasi parameter model GWR yang mengandung multikolinearitas dengan metode regresi *ridge*.
2. Mendapatkan model GWR yang mengandung multikolinearitas pada data kematian bayi Provinsi Jawa Timur tahun 2012 dengan metode regresi *ridge*.

## 1.4 Batasan Masalah

Untuk mendekati sasaran yang diharapkan, maka perlu diadakan pembatasan permasalahan di antaranya adalah:

1. Estimasi parameter menggunakan metode *Weighted Least Squares* (WLS).
2. Menggunakan fungsi pembobot *Tukey Bisquare*.
3. Pada penelitian ini variabel penelitian dibagi menjadi dua, yaitu variabel respon adalah jumlah kematian bayi ( $y$ ) dan variabel prediktor yang meliputi jumlah tenaga medis ( $x_1$ ), pemberian air susu ibu (ASI) eksklusif ( $x_2$ ), pemberian



vitamin ( $x_3$ ), kesehatan ibu ( $x_4$ ), dan kesehatan bayi ( $x_5$ ).

### 1.5 Manfaat Penelitian

#### 1. Bagi Penulis:

- a. Dapat melakukan estimasi parameter pada Model GWR.
- b. Untuk memperdalam dan mengembangkan wawasan disiplin ilmu yang telah dipelajari dalam bidang statistik khususnya mengenai analisis regresi.

#### 2. Bagi Mahasiswa:

Penelitian ini dapat dijadikan sebagai bahan rujukan dan pengembangan pembelajaran statistika tentang estimasi parameter regresi model data spasial.

#### 3. Bagi Instansi:

- a. Sebagai sumbangan pemikiran keilmuan matematika, khususnya dalam bidang statistika.
- b. Meningkatkan peran serta Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang dalam pengembangan wawasan keilmuan Matematika dan Statistika.

#### 4. Bagi Pihak Lain:

Untuk mengetahui jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Timur dan indikator-indikator yang menyebabkannya karena bayi sehat merupakan generasi emas untuk masa depan Indonesia.

## 1.6 Sistematika Penulisan

Dalam penulisan penelitian ini, penulis menggunakan sistematika penulisan yang terdiri dari lima bab dan masing-masing bab dibagi dalam subbab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

- Bab I Pendahuluan, berisi tentang tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metode penelitian dan sistematika penulisan.
- Bab II Kajian Pustaka, berisi tentang teori-teori yang berhubungan dengan pembahasan antara lain data spasial, model GWR, fungsi pembobot pada model GWR, pemilihan pembobot (*weight*), penentuan *bandwith*, pengujian pengaruh spasial, multikolinearitas, gambaran umum metode *ridge*.
- Bab III Metodologi Penelitian, berisi sumber data, variabel penelitian, dan tahap analisis data
- Bab IV Pembahasan, berisi tentang pembahasan mengenai mengatasi multikolinearitas pada GWR dengan metode *ridge* pada tingkat kematian bayi Provinsi Jawa Timur tahun 2012, serta interpretasi dari al-Quran dan hadits tentang multikolinearitas dalam Islam.
- Bab IV Penutup, berisi kesimpulan akhir penelitian yang diperoleh dari pembahasan dan diajukan beberapa saran yang berkaitan dengan hasil penelitian.

## **BAB II**

### **KAJIAN PUSTAKA**

#### **2.1 Data Spasial**

Data spasial merupakan data yang berorientasi geografis yang memiliki sistem koordinat tertentu sebagai dasar referensinya, sehingga dapat disajikan di dalam sebuah peta. Data spasial dapat diperoleh dari berbagai disiplin ilmu seperti, ilmu sosial, lingkungan, dan ekonomi (Arumsari, 2011). Kata spasial berasal dari *space* yang berarti ruang. Data spasial memiliki dua bagian penting yang membuat data spasial berbeda dengan data lain, yaitu informasi lokasi (spasial) dan informasi deskriptif atau informasi non spasial yaitu keterangan yang berkaitan dengan suatu lokasi (spasial) seperti tingkat kemiskinan, populasi, luasan, kode pos, dan sebagainya (Fortheringham, dkk, 2007).

Creessie (1991) menyatakan bahwa data spasial merupakan data yang dikumpulkan dari lokasi spasial berbeda dan memiliki sifat ketergantungan antara pengukuran data dengan lokasi. Data spasial berasumsikan berdistribusi normal dan memiliki hubungan secara spasial untuk dapat dianalisis secara spasial. Pada saat ini data spasial menjadi media yang penting dalam pengambilan kebijakan perencanaan pembangunan dan pengelolaan sumber daya alam. Pemanfaatan data spasial semakin berkembang yang dikarenakan adanya teknologi dan pemanfaatannya pada Sistem Informasi Geografis (SIG). Pada umumnya gambaran/deskripsi yang digunakan adalah berupa peta atau gambar dengan format digital yang memiliki titik koordinat tertentu.

Menurut Sudjana (2003), data spasial merupakan data pengukuran yang memuat suatu informasi lokasi dan memiliki sistem koordinat tertentu sebagai dasar referensinya sehingga memiliki informasi geografis dalam data yang berisi empat komponen pokok yaitu:

1. Komponen Posisi Geografis

Komponen ini berupa sistem koordinat geografis berbasis pada model matematis yang dapat ditransformasikan pada sistem yang lain. Koordinat geografis menunjukkan lokasi fenomena yang sering digambarkan dengan koordinat kartesius, *easting-northing*, ataupun *latitude-longitude*.

2. Komponen spasial merupakan suatu hubungan topologis antar komponen dari entitas data spasial seperti hubungan antara titik dengan titik, titik dengan garis, titik dengan area garis, garis dengan area, dan area dengan area lainnya. Hubungan ini menjelaskan posisi relatif suatu fenomena, kaitan sebab akibat fenomena arah, keterkaitan, dan lain-lain

3. Komponen Atribut

Komponen atribut merupakan data deskriptif dari sebuah objek data spasial. Komponen atribut ini dapat berupa data 6 tabular, data deskriptif (seperti laporan dari sensus), gambar, grafik, bahkan foto atau data video. Atribut menjelaskan mengenai kualitas dari kuantitas fenomena.

4. Komponen Waktu

Komponen waktu merupakan informasi fenomena antar waktu dari data spasial tersebut. Fenomena dijelaskan dengan perbandingan fenomena yang sama dalam waktu yang berbeda dari satu waktu ke waktu lainnya. Komponen ini

memberikan penjelasan mengenai berbagai kemungkinan perubahan dan perkembangan kualitas ataupun kuantitas data spasial.

## 2.2 Model *Geographically Weighted Regression (GWR)*

GWR adalah salah satu model spasial dengan vektor titik. GWR merupakan pengembangan dari model regresi linear OLS menjadi model regresi terboboti dengan memperhatikan efek spasial, sehingga menghasilkan penduga parameter yang hanya dapat digunakan untuk memprediksi setiap titik atau lokasi di mana data tersebut diamati dan disimpulkan (Fortheringham, dkk, 2002).

Model GWR merupakan suatu model yang memperhatikan faktor geografis sebagai variabel yang mempengaruhi variabel respon. Asumsi yang digunakan pada model GWR adalah *error* berdistribusi normal dengan *mean* nol dan varians  $\sigma^2$  (Fortheringham, dkk, 2002).

Menurut (Mennis, 2006), pada model GWR hubungan antara variabel respon  $Y$  dan variabel prediktor  $X_1, X_2, \dots, X_p$  pada lokasi ke- $i$  adalah:

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

dengan:

- $Y_i$  = variabel respon pada lokasi ke- $i$
- $(u_i, v_i)$  = koordinat letak geografis (*longitude, latitude*) pada lokasi ke- $i$
- $X_{pi}$  = variabel prediktor  $p$  kepada lokasi ke- $i$
- $\beta_p(u_i, v_i)$  = parameter pada lokasi ke- $i$  yang berhubungan dengan variabel bebas ke- $p$  ( $X_{pi}$ )

### 2.3 Fungsi Pembobot Model GWR

Pembobot  $W(i)$  dihitung untuk tiap  $i$  dan  $w_{ij}$  mengindikasikan kedekatan atau bobot tiap titik data dengan lokasi  $i$ . Hal ini yang membedakan GWR dengan WLS pada umumnya yang mempunyai matriks bobot yang konstan. Peran pembobot sangat penting karena nilai pembobot tersebut mewakili letak data observasi satu dengan lainnya sehingga sangat dibutuhkan ketepatan cara pembobotan.

Beberapa jenis fungsi pembobot yang dapat dipergunakan menurut Fotheringham, dkk (2002) antara lain:

#### 1. Fungsi *Inverse* Jarak

Fungsi tersebut dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} 1, & \text{jika } d_{ij} < b \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > b \end{cases} \quad (2.2)$$

Fungsi *inverse* jarak akan memberi bobot nol ketika lokasi  $j$  berada di luar radius  $b$  dari lokasi  $i$ , sedangkan apabila lokasi  $j$  berada di dalam radius  $b$  maka akan memperoleh bobot satu.

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (2.3)$$

#### 2. Fungsi *Kernel Gauss*

Bentuk fungsi *kernel Gauss* adalah

$$w_j(u_i, v_i) = \exp \left[ -\frac{1}{2 \left( \frac{d_{ij}}{b} \right)^2} \right] \quad (2.4)$$

Fungsi *kernel Gauss* akan memberi bobot yang akan semakin menurun mengikuti fungsi *Gaussian* ketika  $d_{ij}$  semakin besar.

### 3. Fungsi *Kernel Bi-square*

Fungsi tersebut dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right]^2, & \text{jika } d_{ij} < b \\ 0, & \text{jika } d_{ij} \geq b \end{cases} \quad (2.5)$$

Fungsi *kernel bi-square* akan memberi bobot nol ketika lokasi  $j$  berada pada atau diluar radius  $b$  dari lokasi  $i$ , sedangkan apabila lokasi  $j$  berada di dalam radius  $b$  maka akan mendapat bobot yang mengikuti fungsi *kernel bi-square*.

#### 2.4 Pemilihan Pembobot (*Weight*)

Fungsi dari pembobot adalah untuk memberikan hasil pendugaan parameter yang berbeda pada lokasi yang berbeda. Pada analisis spasial, pendugaan parameter di suatu lokasi ke- $i$  akan lebih dipengaruhi oleh titik-titik yang lebih jauh. Pemilihan pembobot spasial yang digunakan dalam menduga parameter menjadi sangat penting. Pembobot digunakan untuk memberikan penaksiran hasil parameter yang berbeda di setiap lokasi pengamatan. Penaksiran parameter titik spasial  $(u, v)$  dipengaruhi oleh titik-titik yang saling berdekatan lokasinya  $(u, v)$  dari pada lokasi dengan tempat yang berjauhan (Yasin, 2013).

Matriks pembobot yang digunakan pada pemodelan GWL sama dengan yang digunakan dalam GWR yang juga merupakan fungsi lokasi *kernel* yang memodelkan pengaruh jarak dari  $n$  lokasi sampai dengan lokasi ke  $i$ . Ada banyak fungsi *kernel* yang digunakan sebagai pembobot. Salah satu fungsi pembobot yang paling sering digunakan adalah fungsi pembobot *adaptive bi-square kernel* juga

sesuai untuk melihat adanya efek multikolinearitas antar variabel prediktor di setiap lokasi (Yasin, 2013).

## 2.5 Penentuan *Bandwidth*

Secara teoritis, *bandwidth* merupakan lingkaran dengan radius  $b$  dari titik pusat lokasi yang digunakan sebagai dasar menentukan bobot setiap pengamatan terhadap model regresi pada lokasi tersebut. Untuk pengamatan-pengamatan yang dekat dengan lokasi  $i$  maka akan lebih berpengaruh dalam membentuk parameter model lokasi ke- $i$  (Mertha, 2008). Karena itu pengamatan-pengamatan yang terletak di dalam radius  $b$  masih dianggap berpengaruh terhadap model pada lokasi tersebut sehingga akan diberi bobot yang akan bergantung pada fungsi yang digunakan.

Metode pemilihan *bandwidth* sangat penting digunakan untuk pendugaan fungsi *kernel* yang tepat. Nilai *bandwidth* yang sangat kecil akan mengakibatkan varians akan berlaku sebaliknya yaitu membesar. Hal tersebut dapat disebabkan karena jika nilai *bandwidth* sangat kecil maka akan sedikit pengamatan yang berada pada radius  $b$  untuk menghindari varians yang tidak homogen akibat nilai pendugaan koefisien parameter yang meningkat, maka diperlukan suatu cara untuk memilih *bandwidth* yang tepat. Adapun pemilihan *bandwidth* yang tepat untuk fungsi *kernel adaptive bi-square* adalah dengan *cross validation* sebagai berikut:

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(b)]^2 \quad (2.6)$$

dengan:

$n$  = banyaknya pengamatan



$i$  = pengamatan ke- $i$

$y_i$  = pengamatan ke- $i$

$\hat{y}_{\neq i}(b)$  = nilai prediksi dari model regresi tanpa pengamatan ke- $i$  (Mertha, 2008).

## 2.6 Metode *Weighted Least Square* (WLS)

WLS merupakan salah satu dari pengembangan estimasi *least square*, di mana bentuk estimasi yang dibuat untuk mengestimasi sifat heteroskedastisitas yang memiliki kemampuan untuk mempertahankan sifat efisien estimatornya tanpa harus kehilangan sifat tidak bias dan konsistensinya. Menurut Gujarati (2004), metode WLS ini juga dapat digunakan pada data homoskedastis.

Metode WLS diperoleh dengan meminimumkan  $\sum e_i^2 = \sum w_i (Y_i - \beta_0^* + \beta_1^* X_i)^2$ , di mana  $w_i$  sebagai bobotnya yaitu beberapa konstanta dan  $\beta_0^*, \beta_1^*$  merupakan penaksir kuadrat terkecil tertimbang. Jika  $\sigma_i^2$  diketahui, maka

$$w_i = \frac{1}{\sigma_i^2} \quad (2.7)$$

yaitu bobot observasi proporsional sebagai dari terhadap  $\sigma_i^2$  (Fortheringham, dkk, 2002).

## 2.7 Pengujian Pengaruh Spasial

Dalam data spasial terdapat dua jenis pengaruh spasial yaitu heterogenitas spasial dan autokorelasi spasial. Heterogenitas spasial ditunjukkan oleh perbedaan sifat antara satu lokasi dengan lokasi lainnya. Sedangkan autokorelasi spasial ditunjukkan dengan kemiripan sifat untuk lokasi yang saling berdekatan, pengujian adanya heterogenitas spasial dapat digunakan dengan metode Uji *Breusch Pagan* (Bitter, dkk, 2007).

Pengujian heterogenitas spasial adalah menguji efek heterogenitas yang terjadi dengan menggunakan Uji *Breusch Pagan*. Adapun hipotesis Uji *Breusch Pagan* menurut Anselin (1998) adalah sebagai berikut:

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \sim \chi^2_{(k)} \quad (2.8)$$

dengan elemen vektor  $f$

$$f_i = \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1$$

dengan:

$e_i$  = nilai *error* untuk observasi ke- $i$ .

$Z$  = matriks berukuran  $n \times (k + 1)$  yang berisi vektor dari  $X$  yang sudah dinormal standarkan untuk setiap observasi.

Kriteria pengambilan keputusan tolak  $H_0$  jika  $BP > \chi^2_{(k)}$  di mana  $\chi^2_{(k)}$  merupakan titik kritis uji  $\chi^2_{(k)}$  dengan taraf kesalahan  $\alpha$  dan derajat bebas ( $k$ ), sehingga dapat disimpulkan terdapat heterogenitas spasial pada model. Kriteria pengambilan keputusan juga dapat dilakukan dengan membandingkan *p-value* dengan  $\alpha$ . *P-value* dapat diperoleh dari perhitungan sebagai berikut:

$$p - value = P(\chi^2_{(k)} \geq BP)$$

jika *p-value*  $< \alpha$  maka  $H_0$  ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat heterogenitas spasial (Bitter, dkk, 2007).

## 2.8 Multikolinearitas

Istilah multikolinearitas ditemukan oleh Ragnar Frisch pada tahun 1934 yang berarti adanya hubungan linear di antara beberapa atau semua variabel bebas dalam model regresi (Sudjana, 2003).

### 2.8.1 Pengertian Multikolinearitas

Multikolinearitas terjadi ketika terdapat korelasi antara dua atau lebih peubah dalam regresi. Adanya multikolinearitas mengakibatkan penduga koefisien regresi yang diperoleh dari metode kuadrat terkecil akan menghasilkan ragam yang besar, meskipun tidak bias (Kurniawati, 2011). Selain itu, multikolinearitas juga dapat menyebabkan tanda koefisien regresi berbeda dengan tanda korelasi sederhananya (Kurniawati, 2011).

Dalam bentuk matriks, multikolinearitas adalah suatu kondisi buruk atau *ill condition* dari matriks  $X^T X$  yaitu suatu kondisi yang tidak memenuhi asumsi klasik. Jika multikolinearitas terjadi antara dua variabel atau lebih dalam suatu persamaan regresi, maka nilai perkiraan koefisien dari variabel yang bersangkutan menjadi tak berhingga, sehingga tidak mungkin lagi menduganya. Hal ini disebabkan  $X^T X$  mendekati nol. Dalam multikolinearitas terdapat dua jenis hubungan linear yang sempurna (multikolinearitas sempurna) dan hubungan linear kurang sempurna (multikolinearitas kurang sempurna) (Sumodiningrat, 1995).

#### 1) Multikolineritas Sempurna

Untuk hubungan yang terdiri dari  $k$  variabel mencakup variabel bebas  $X_1, X_2, \dots, X_k$ . Hubungan linear yang sempurna atau pasti terjadi jika berlaku hubungan berikut

$$C_1 X_1 + C_2 X_2 + \dots + C_k X_k \quad (2.9)$$

dengan  $C_1, C_2, \dots, C_k$  merupakan bilangan konstan dan tidak seluruhnya nol atau paling tidak ada satu yang tidak sama dengan nol yaitu  $\exists C_j \neq 0, (j = 1, 2, \dots, k)$ .

## 2) Multikolinearitas Kurang Sempurna

Istilah multikolinearitas digunakan dalam arti lebih luas, yaitu mencakup hubungan linear sempurna dan juga di mana variabel-variabel bebas  $X$  interkorelasi, akan tetapi tidak sempurna seperti hubungan berikut:

$$C_1X_1 + C_2X_2 + \dots + C_kX_k + \varepsilon_i = 0 \quad (2.10)$$

dengan  $\varepsilon_i$  merupakan *error*.

Untuk mengetahui perbedaan antara multikolinearitas sempurna dan multikolinearitas kurang sempurna, diasumsikan  $C_2 \neq 0$ . Dapat ditunjukkan untuk setiap observasi ke- $i$  persamaan (2.4) menjadi:

$$X_{2i} = -\frac{C_1}{C_2}X_{1i} - \frac{C_3}{C_2}X_{3i} - \dots - \frac{C_k}{C_2}X_{ki} + \varepsilon_i = 0 \quad (2.11)$$

yang menunjukkan bagaimana variabel bebas  $X_{2i}$  berhubungan linear secara sempurna dengan variabel lainnya secara keseluruhan atau bagaimana hubungan tersebut dapat diturunkan dari suatu hubungan linear antara variabel bebas lainnya.

Diasumsikan  $C_2 \neq 0$  maka persamaan (2.11) menjadi

$$X_{2i} = -\frac{C_1}{C_2}X_{1i} - \frac{C_3}{C_2}X_{3i} - \dots - \frac{C_k}{C_2}X_{ki} - \frac{1}{C_2}\varepsilon_i = 0 \quad (2.12)$$

Persamaan (2.5) menunjukkan  $X_{2i}$  tidak berhubungan linear sempurna dengan variabel lainnya, sebab masih tergantung pada kesalahan pengganggu ( $\varepsilon_i$ ) (Sumodiningrat, 1995).

### 2.8.2 Konsekuensi Multikolinearitas

#### 1) Multikolinearitas Sempurna

Untuk multikolinearitas yang sempurna, perkiraan koefisien regresi tidak dapat ditentukan dan variansi serta standar *error*nya tidak terhingga.

Diasumsikan  $X_{1i}$  dan  $X_{2i}$  berhubungan sedemikian rupa sehingga  $X_{2i} = \gamma X_{1i}$ , di

mana  $\gamma =$  bilangan konstan dan  $\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y$  maka:

$$X^T X = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ X_{11} & X_{12} & X_{13} & \cdots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} & \cdots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{k1} & X_{k2} & X_{k3} & \cdots & X_{kn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{21} & \cdots & X_{k1} \\ 1 & X_{12} & X_{22} & \cdots & X_{k2} \\ 1 & X_{13} & X_{23} & \cdots & X_{k3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{1n} & X_{2n} & \cdots & X_{kn} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} n & \sum X_{1i} & \sum X_{2i} & \cdots & \sum X_{ki} \\ \sum X_{1i} & \sum X_{1i}^2 & \sum X_{1i}X_{2i} & \cdots & \sum X_{1i}X_{ki} \\ \sum X_{2i} & \sum X_{1i}X_{2i} & \sum X_{2i}^2 & \cdots & \sum X_{2i}X_{ki} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum X_{ki} & \sum X_{1i}X_{ki} & \sum X_{2i}X_{ki} & \cdots & \sum X_{ki}^2 \end{bmatrix}$$

karena  $X_{2i} = \gamma X_{1i}$ , maka

$$X^T X = \begin{bmatrix} n & \sum X_{1i} & \gamma \sum X_{1i} & \cdots & \sum X_{ki} \\ \sum X_{1i} & \sum X_{1i}^2 & \gamma \sum X_{1i}^2 & \cdots & \sum X_{1i}X_{ki} \\ \gamma \sum X_{1i} & \gamma \sum X_{1i}^2 & \gamma^2 \sum X_{1i}^2 & \cdots & \gamma \sum X_{2i}X_{ki} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum X_{ki} & \sum X_{1i}X_{ki} & \gamma \sum X_{2i}X_{ki} & \cdots & \sum X_{ki}^2 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan teori matriks, nilai determinan suatu matriks tidak berubah apabila suatu baris/kolom dikalikan dengan suatu bilangan konstan, kemudian baris/kolom lain dikurangi dengan baris/kolom tersebut. Dalam hal ini kalikan baris kedua dengan  $\gamma$  kemudian baris ketiga dikurangi baris kedua, maka diperoleh:

$$X^T X = \begin{bmatrix} n & \sum X_{1i} & \gamma \sum X_{1i} & \cdots & \sum X_{ki} \\ \sum X_{1i} & \sum X_{1i}^2 & \gamma \sum X_{1i}^2 & \cdots & \sum X_{1i} X_{ki} \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum X_{ki} & \sum X_{1i} X_{ki} & \gamma \sum X_{2i} X_{ki} & \cdots & \sum X_{ki}^2 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan teori matriks, baris/kolom suatu matriks yang semua elemennya 0, maka determinan matriks yang bersangkutan nol. Oleh karena itu determinan  $X^T X = 0$ , maka  $X^T X$  adalah matriks singular maka matriks tersebut tidak mempunyai invers dan karena koefisien regresi tidak dapat ditentukan (Sumodiningrat, 1995).

## 2) Multikolinearitas Kurang Sempurna

Untuk multikolinearitas yang kurang sempurna, masih mungkin untuk menghitung perkiraan koefisien regresi. Tetapi nilai variansi dan standar *error*nya besar (Sumodiningrat, 1995).

Misal untuk regresi linear berganda:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$

dari  $\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y$  maka:

$$X^T X = \begin{bmatrix} n & \sum X_{1i} & \sum X_{2i} & \cdots & \sum X_{ki} \\ \sum X_{1i} & \sum X_{1i}^2 & \sum X_{1i} X_{2i} & \cdots & \sum X_{1i} X_{ki} \\ \sum X_{2i} & \sum X_{1i} X_{2i} & \sum X_{2i}^2 & \cdots & \sum X_{2i} X_{ki} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum X_{ki} & \sum X_{1i} X_{ki} & \sum X_{2i} X_{ki} & \cdots & \sum X_{ki}^2 \end{bmatrix}$$

Karena hubungan linear yang kurang sempurna, diambil  $X_{2i} = \gamma X_{1i} + \varepsilon_i$ , maka

$X^T X$ :

$$\begin{aligned}
 X^T X &= \begin{bmatrix} n & \sum X_{1i} & \gamma \sum X_{1i} + \sum \varepsilon_i & \cdots & \sum X_{ki} \\ \sum X_{1i} & \sum X_{1i}^2 & \gamma \sum X_{1i}^2 + \sum \varepsilon_i & \cdots & \sum X_{1i} X_{ki} \\ \gamma \sum X_{1i} + \sum \varepsilon_i & \gamma \sum X_{1i}^2 & \gamma^2 \sum X_{1i}^2 + \sum \varepsilon_i & \cdots & \sum X_{2i} X_{ki} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum X_{ki} & \sum X_{1i} X_{ki} & \gamma \sum X_{2i} X_{ki} + \sum \varepsilon_i & \cdots & \sum X_{ki}^2 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} n & \sum X_{1i} & \gamma \sum X_{1i} + \sum \varepsilon_i & \cdots & \sum X_{ki} \\ \sum X_{1i} & \sum X_{1i}^2 & \gamma \sum X_{1i}^2 & \cdots & \sum X_{1i} X_{ki} \\ \sum \varepsilon_i & 0 & \sum \varepsilon_i & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum X_{ki} & \sum X_{1i} X_{ki} & \gamma \sum X_{1i} X_{ki} + \sum \varepsilon_i & \cdots & \sum X_{ki}^2 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Terlihat bahwa nilai  $(X^T X)^{-1}$  bergantung dari kesalahan pengganggu. Apabila kesalahan pengganggu sangat kecil atau mendekati nol, maka berakibat tidak dapat ditentukan nilainya. Kemudian untuk variansi, karena nilai determinan  $X^T X$  kecil, maka nilai variansinya akan cenderung besar. Pengaruh lain dari multikolinearitas adalah ketidakstabilan koefisien regresi. Yakni, koefisien regresi sangat bergantung pada fakta-fakta yang terdapat dalam kumpulan data. Ketidakstabilan tersebut dapat dideteksi dengan cara merubah atau mengganggu observasi dalam  $Y$  dan mengecek kestabilan relatif dalam koefisien-koefisien regresi. Sebagai tambahan dapat juga dengan mengeluarkan salah satu dari kumpulan variabel bebas dan jika multikolinearitas adalah masalah serius maka koefisien-koefisien yang lain dapat berubah dalam jumlah yang besar dan mungkin berubah tanda. Ketidakstabilan ini merupakan kondisi yang sangat tidak menguntungkan dalam analisis karena akan mempengaruhi estimasi yang dilakukan, hasil prediksi akan menjadi tidak valid dan juga mempengaruhi kualitas dari model yang dipilih akan sangat baik jika gangguan kecil dalam data

tidak mengubah keaslian data dan tidak mengubah nilai koefisien regresi (Sumodiningrat, 1995).

## 2.9 Pendeteksian Multikolinearitas

Ada beberapa cara untuk mengetahui ada tidaknya multikolinearitas di antaranya adalah:

### 1) Faktor Variansi Inflasi

Faktor Variansi Inflasi adalah merupakan elemen diagonal utama dari invers matriks korelasi. Faktor variansi inflasi yang kecil, maka multikolinearitas lebih sederhana. Faktor inflasi yang melebihi 10 maka multikolinearitas dikatakan ada.

### 2) Nilai Determinan

Nilai determinan matriks terletak antara 0 dan 1. Bila nilai determinan satu, kolom matriks  $x$  adalah *orthogonal* (seregresi) dan bila nilainya 0 di sana ada sebuah ketergantungan linear yang nyata antara kolom  $x$ . Nilai yang lebih kecil determinannya maka tingkat multikolinearitasnya lebih besar.

3) Kadang-kadang pemeriksaan masing-masing elemen matriks korelasi dapat menolong dalam mendapatkan multikolinearitas. Jika elemen  $r$  mendekati satu, maka  $x_i$  dan  $x_j$  mungkin benar-benar ada masalah multikolinearitas. Karena bila lebih dari dua variabel bebas yang dicakup dalam multikolinearitas tidak selalu memungkinkan diperoleh keberadaan multikolinearitas.

4) Jika pengujian  $F$  untuk regresi adalah nyata tetapi pengujian pada koefisien regresi secara individu tidak nyata, maka multikolinearitas mungkin menjadi ada (Sumodiningrat, 1995).



## 2.10 Pengaruh Multikolinearitas

Multikolinearitas berpengaruh terhadap estimasi kuadrat terkecil dari koefisien regresi. Akan diperlihatkan bagaimana  $\beta$ , variansi ( $\beta_j$ ) dan kovariansi ( $\beta_j, \beta_h$ ), untuk  $j$  dan  $h = 1, 2, \dots, k$ . Misalkan ada dua variabel bebas ( $x_1, x_2$ ) dan  $y$  variabel terikat sehingga modelnya adalah  $y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \varepsilon$  (Sudjana, 2003). Persamaan normal dengan kuadrat terkecil adalah  $\beta = (x^T x)^{-1} x^T y$  dengan

$$x^T x = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} \\ r_{21} & 1 \end{bmatrix}, x^T y = \begin{bmatrix} r_{1y} \\ r_{2y} \end{bmatrix}$$

sehingga diperoleh:

$$[x^T x]^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1 - r_{12}^2} & -\frac{r_{12}}{1 - r_{12}^2} \\ -\frac{r_{12}}{1 - r_{12}^2} & \frac{1}{1 - r_{12}^2} \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Elemen diagonal utama dari matriks  $[x^T x]^{-1}$  adalah merupakan faktor variasi inflasi faktor (VIF), yaitu:

$$C_{jj} = \frac{1}{1 - R_j^2}, \quad j = 1, 2, \dots, k$$

dengan  $R_j^2$  adalah koefisien determinasi regresi  $x_j$

$r_{12} = r_{x_1, x_2}$  = korelasi antara  $x_1$  dan  $x_2$

$r_{x_j, y}$  = korelasi antara  $x_j$  dan  $y$

Perhatikan bahwa

$$\begin{bmatrix} 1 & r_{12} \\ r_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{1y} \\ r_{2y} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} \\ r_{21} & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} r_{1y} \\ r_{2y} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{1 - r_{12}^2} \begin{bmatrix} 1 & -r_{12} \\ -r_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{1y} \\ r_{2y} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{1 - r_{12}^2} \begin{bmatrix} r_{1y} - r_{12}r_{2y} \\ r_{2y} - r_{12}r_{1y} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{r_{1y} - r_{12}r_{2y}}{1 - r_{12}^2} \\ \frac{r_{2y} - r_{12}r_{1y}}{1 - r_{12}^2} \end{bmatrix}$$

sehingga diperoleh:

$$\beta_1 = \frac{r_{1y} - r_{12}r_{2y}}{(1 - r_{12}^2)}, \beta_2 = \frac{r_{2y} - r_{12}r_{1y}}{(1 - r_{12}^2)}$$

Jika ada multikolinearitas antara  $x_1$  dan  $x_2$  yang sangat erat maka variansi dan kovariansi koefisien regresi menjadi sangat besar karena  $V(\beta_j) = C_{jj}r_2 \rightarrow \infty$  sebagaimana  $|r_{12}| \rightarrow 1$ , galat  $Cov(\beta_1, \beta_2) = C_{12}\delta^2 \rightarrow \pm\infty$ . Variansi yang besar untuk  $\beta_j$  menyatakan bahwa koefisien regresi adalah perkiraan yang sangat lemah. Pengaruh multikolinearitas adalah untuk memperkenalkan ketergantungan linear yang dekat dengan kolom matriks. Selanjutnya dengan mengasumsikan  $x_1^T y \rightarrow x_2^T y$  seperti  $|r_{12}| \rightarrow 1$ , maka dapat diduga koefisien regresi menjadi sama besarnya tetapi berlawanan tanda, yaitu  $\beta_1 = -\beta_2$  (Sudjana, 2003).

Masalah yang sama terjadi bila masalah multikolinearitas disajikan dengan lebih dari dua variabel bebas. Umumnya elemen diagonal matriks  $C = [x^T x]^{-1}$  dapat ditulis sebagai berikut:

$$C_{ji} = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.14)$$

$R_j^2$  berfungsi meregresikan  $x_j$  pada variabel bebas lainnya. Dengan kata lain variansi dari  $\beta_j$  naik dengan  $(1 - R_j^2)^{-1}$ , yang dinyatakan sebagai berikut:

$$VIF(\beta_j) = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.15)$$

Faktor Variansi Inflasi untuk  $\beta_j$  ini adalah ukuran penting perkiraan multikolinearitas.

## 2.11 Gambaran Umum Metode Regresi Ridge

### 2.11.1 Regresi Ridge

Regresi *ridge* diperkenalkan pertama kali oleh Hoer pada tahun 1962 untuk mengendalikan ketidakstabilan penduga kuadrat terkecil. Regresi *ridge* merupakan metode pendugaan alternatif yang dapat digunakan ketika terdapat kolinearitas yang tinggi antar peubah bebas (Hoer & Kennard, 1970).

Solusi regresi *ridge* diperoleh dengan cara yang sama seperti metode kuadrat terkecil, yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat sisaan. Regresi *ridge* menambahkan kendala pada kuadrat terkecil sehingga koefisien menyusut mendekati nol (Hoer & Kennard, 1970). Secara spesifik penduga koefisien pada regresi *ridge* diperoleh:

$$\hat{\beta}^{gulud} = \sum_{i=1}^n \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 \quad (2.16)$$

Regresi *ridge* menghasilkan solusi unik dengan menambahkan koefisien  $\lambda I$  pada matriks  $X^T X$  dengan  $\lambda$  adalah bilangan positif yang terletak pada interval  $(0, 1)$  (Hoerl dan Kennard, 1970).

$$\varepsilon^T \varepsilon = y_i^T y_i - 2\beta^T (u_i, v_i) x_i^T y_i + \beta^T (x_i^T x + \lambda I) \beta \quad (2.17)$$

Dengan menggunakan syarat minimum persamaan (2.17) didiferensialkan terhadap  $\beta$  dan hasilnya disamadengankan nol. Estimasi *ridge* diperoleh sebagai berikut:

$$\frac{\partial \varepsilon^T \varepsilon}{\partial \beta} = -2x_i^T y_i + 2(x_i^T x + \lambda I)\beta = 0$$

$$(x_i^T x + \lambda I)\beta = x_i^T y_i$$

$$\beta = (x_i^T x + \lambda I)^{-1} x_i^T y_i \quad (2.18)$$

$I$  merupakan matriks identitas berukuran  $p \times p$  dan  $\lambda$  merupakan parameter *ridge* dengan nilai  $\lambda \geq 0$  (Sumodiningrat, 1995).

Nilai  $\lambda$  berperan dalam mengontrol besarnya penyusutan. Salah satu cara untuk mencari nilai  $\lambda$  yang optimal adalah dengan menggunakan *ridge trace*, yaitu simulasi plot antara komponen  $\beta(\lambda)$  dengan nilai  $\lambda$  (Hoer & Kennard, 1970). Jika  $\lambda = 0$ , maka model menjadi bentuk standar. Jika  $\lambda$  dinaikkan, maka nilai mutlak dugaan koefisiennya menjadi semakin kecil menuju nol untuk  $\lambda$  menuju tak hingga (Draper & Smith, 1992).

### 2.11.2 Gambaran Umum *Ridge Trace*

*Ridge trace* adalah plot estimator regresi *ridge* secara bersama dengan berbagai kemungkinan tetapan bias  $\lambda$ , konstanta  $\lambda$  mencerminkan jumlah bias dalam estimator  $\beta(\lambda)$ . Bila  $\lambda = 0$  maka estimator  $\beta(\lambda)$  akan bernilai sama dengan kuadrat terkecil, tetapi cenderung lebih stabil dari pada estimator kuadrat terkecil (Sumodiningrat, 1995).

Pemilihan tetapan bias  $\lambda$  merupakan masalah yang perlu diperhatikan. Tetapan bias yang diinginkan adalah tetapan bias yang menghasilkan relatif bias kecil dan menghasilkan koefisien yang relatif stabil.

Suatu acuan yang digunakan untuk memilih besarnya  $\lambda$ , dengan melihat besarnya VIF dan melihat pola kecenderungan *ridge trace*. VIF merupakan faktor yang mengukur seberapa besar kenaikan variansi dari koefisien estimator  $\beta$

dibandingkan terhadap variabel bebas lain yang saling *orthogonal*. Bila di antara variabel bebas tersebut terdapat korelasi tinggi, nilai VIF akan besar. VIF memiliki nilai mendekati 1 jika variabel bebas  $X$  tidak saling berkorelasi dengan variabel-variabel bebas lainnya (Sumodiningrat, 1995).

Determinan  $X^T X$  dapat digunakan sebagai indeks dari multikolinearitas. Nilai determinannya yaitu  $0 < |X^T X| \leq 1$ , jika  $X^T X = I$  maka terdapat hubungan yang linear di antara variabel-variabel bebas lainnya, dengan kata lain bahwa tingkat multikolinearitas dilihat dari  $|X^T X|$  mendekati nol (Sumodiningrat, 1995).

### **2.12 Angka Kematian Bayi (AKB)**

AKB merupakan salah satu indikator keberhasilan pembangunan kesehatan yang telah dicanangkan dalam Sistem Kesehatan Nasional dan bahkan dipakai sebagai indikator sentral keberhasilan pembangunan kesehatan di Indonesia. Dari sisi penyebabnya, kematian bayi ada dua macam yaitu endogen dan eksogen. Kematian bayi endogen atau kematian neonatal disebabkan oleh faktor-faktor yang dibawa anak sejak lahir, yang diperoleh dari orang tuanya pada saat konsepsi. Menurut Harsono (2012), kematian bayi yang disebabkan dari kondisi bayinya sendiri yaitu bayi prematur dan kelainan kongenital. Pendapat Saifuddin (1992), kematian bayi yang dibawa oleh bayi sejak lahir adalah asfiksia. Sedangkan kematian bayi eksogen atau kematian post-neonatal disebabkan oleh faktor-faktor yang bertalian dengan pengaruh lingkungan luar (Harsono, 2012).

Kematian bayi dapat pula diakibatkan dari kurangnya kesadaran akan kesehatan ibu. Banyak faktor yang mempengaruhinya, di antaranya, ibu jarang memeriksakan kandungannya ke bidan, hamil di usia muda, jarak yang terlalu

sempit antara kehamilan sebelumnya, hamil di usia tua, kurangnya asupan gizi bagi ibu dan bayinya, makanan yang dikonsumsi ibu tidak bersih, dan fasilitas sanitasi dan higienitas yang tidak memadai. Di samping itu, kondisi ibu saat hamil yang tidak bagus dan sehat, juga dapat berakibat pada kandungannya, seperti faktor fisik, faktor psikologis, faktor lingkungan, sosial, dan budaya (Sitohang, 2012).

*Millenium Development Goals* (MDGs) adalah sebuah komitmen bersama masyarakat internasional untuk mempercepat pembangunan manusia dan pengentasan kemiskinan. Salah satu tujuan MDGs yaitu menurunkan Angka Kematian Bayi sebesar dua pertiga dari tahun 1990 sampai dengan tahun 2015. Indonesia masih harus berjuang keras untuk memperbaiki indikator pembangunan kesehatan, khususnya angka kematian bayi, karena angka kematian bayi selama beberapa tahun terakhir belum menurun. Berdasarkan Harsono (2012) penurunan angka kematian bayi tidak berlangsung cepat, tetapi turun perlahan secara eksponensial. Berdasarkan pola ini, diperkirakan di tahun 2015 angka kematian bayi di Indonesia mencapai 21 kematian bayi tiap 1000 kelahiran. Angka ini belum memenuhi target dari MDGs yaitu sebesar 17 kematian bayi tiap 1000 kelahiran. Untuk itu pemerintah harus berupaya keras melalui berbagai program untuk menekan angka kematian bayi (Sitohang, 2012).

### **2.12.1 Faktor yang Mempengaruhi Angka Kematian Bayi**

Penelitian ini menggunakan beberapa faktor yang mempengaruhi kasus angka kematian bayi yaitu:

#### **1) Jumlah Tenaga Medis**

Jumlah tenaga medis dalam institusi rumah sakit atau puskesmas di suatu daerah sangatlah penting. Karena tenaga medis seperti dokter, perawat merupakan

komponen utama sehingga jika jumlah tenaga medis terpenuhi dalam suatu daerah maka pelayanan kesehatan akan terjamin.

## 2) Pemberian Asi Eksklusif

Pemberian ASI sangatlah penting bagi seorang bayi. Karena hanya ASI eksklusif adalah merupakan air susu ibu yang diberikan untuk bayi sejak baru lahir sampai 6 bulan tanpa makanan pendamping dan minuman pralakteal lainnya, contohnya adalah air gula, aqua, dan sebagainya. Jadi murni hanya ASI saja yang diberikan kepada sang bayi dan anak. Inilah yang dimaksud dengan definisi pengertian ASI eksklusif itu sendiri.

## 3) Pemberian Vitamin

Pemberian vitamin sangatlah penting karena untuk menjaga imunitas dari bayi. Karena hanya mengandalkan asupan dari ASI belum cukup bagi kesehatan bayi.

## 4) Kesehatan Ibu

Ibu hamil harus memeriksakan kehamilannya minimal empat kali selama masa kehamilan. Hal ini bertujuan untuk memantau pertumbuhan dan perkembangan janin agar bayi dapat lahir dalam kondisi yang sehat. Selain itu jika ibunya sehat maka bayi yang dilahirkan juga akan sehat.

## 5) Kesehatan Bayi

Kesehatan bayi itu sendiri yang menentukan kematian bayi, yaitu bayi harus tetap sehat dan terhindar dari segala macam penyakit yang menyebabkan kematian bayi tersebut (Mertha, 2008).

### 2.13 Tugas Manusia di Bumi

Manusia merupakan makhluk paling sempurna di antara makhluk lain dalam ciptaan Allah Swt. Karena manusia diberikan Allah Swt. pikiran dan dapat memikir dengan akal, karena itu Allah Swt. mempercayakan manusia sebagai khalifah di muka bumi ini.

Allah Swt. berfirman di dalam al-Quran surat al-Baqarah/2:30, yaitu:

وَإِذْ قَالَ رَبُّكَ لِلْمَلَائِكَةِ إِنِّي جَاعِلٌ فِي الْأَرْضِ خَلِيفَةً قَالُوا أَتَجْعَلُ فِيهَا مَنْ يُفْسِدُ فِيهَا وَيَسْفِكُ الدِّمَاءَ وَنَحْنُ نُسَبِّحُ بِحَمْدِكَ وَنُقَدِّسُ لَكَ قَالَ إِنِّي أَعْلَمُ مَا لَا تَعْلَمُونَ ٣٠

*"Ingatlah ketika Tuhanmu berfirman kepada para Malaikat: "Sesungguhnya Aku hendak menjadikan seorang khalifah di muka bumi". Mereka berkata: "Mengapa Engkau hendak menjadikan (khalifah) di bumi itu orang yang akan membuat kerusakan padanya dan menumpahkan darah, padahal kami senantiasa bertasbih dengan memuji Engkau dan mensucikan Engkau?" Tuhan berfirman: "Sesungguhnya Aku mengetahui apa yang tidak kamu ketahui (QS. al-Baqarah/2:56)".*

Khalifah ialah bahwa manusia diciptakan untuk menjadi penguasa yang mengatur apa-apa yang ada di bumi, seperti tumbuhannya, hewannya, hutannya, airnya, sungainya, gunungnya, lautnya, perikanannya dan seyogyanya manusia harus mampu memanfaatkan segala apa yang ada di bumi untuk kemaslahatannya. Jika manusia telah mampu menjalankan itu semuanya maka *sunnatullah* yang menjadikan manusia sebagai khalifah di bumi benar-benar dijalankan dengan baik oleh manusia tersebut, terutama manusia yang beriman kepada Allah Swt. dan Rasulullah Saw. (Al-Jazairi, 2008).

Berikut ini tugas manusia lainnya di bumi yaitu menyembah kepada Allah Swt. Manusia Sebagai khalifah di bumi, pemimpin dirinya sendiri dan manusia lainnya serta tugas manusia sebagai khalifah di bumi yang terakhir adalah menjaga, melestarikan dan memanfaatkan dengan sebaik-baiknya alam ini (Rahardjo, 1999)



Dari penjelasan telah diketahui bahwa tugas pokok manusia sebagai khalifah di muka bumi ini adalah menyangkut tiga komponen tersebut. Dan tugas sebagai manusia sebagai khalifah salah satunya yaitu hubungan manusia dengan Allah Swt. yang tertera dalam surat adz-Dzariyat/90:56

وَمَا خَلَقْتُ الْجِنَّ وَالْإِنْسَ إِلَّا لِيَعْبُدُونِ ٥٦

*“Dan Aku tidak menciptakan jin dan manusia melainkan supaya mereka mengabdikan kepada-Ku (QS. adz-Dzariyat/90:56).”*

Dalam kehidupan sehari-hari sebagai hamba, haruslah hatinya selalu terpaud dengan Allah Swt. baik dalam perjalanan, belajar dan dalam perjalanan pun selalu terpaud dengan Allah Swt. Cara untuk selalu hati terpaud dengan Allah Swt. telah diajarkan oleh nabi dan tuntunan syari’at. Seorang bayi yang baru lahir di dunia sudah diperdengarkan dengan adzan yang bertujuan untuk mengenalkan Tuhannya dan juga terdapat banyak dari ajaran yang dibawa nabi seperti halnya sholat, yang merupakan bentuk interaksi seorang hamba dan Sang Penciptanya. Intinya adalah pengabdian dan penyembahan kepada Allah Swt.. Berpegang teguh pada tali agama Allah Swt., lebih tepatnya menyelamatkan diri dari kemunafikan. Memegang tali agama Allah Swt. berarti kesetiaan melaksanakan semua ajaran agama dan mendakwahnya. Selalu meningkatkan amal saleh, mengikatkan hati kepada Allah Swt., serta ikhlas dalam beribadah (Al-Qurthubi, 2008).

Tafsir dari ayat di atas dalam tafsir Ibnu Katsir diterangkan bahwa Aku menciptakan mereka itu dengan tujuan untuk menyuruh beribadah kepada-Ku, bukan karena Aku membutuhkan mereka melainkan supaya mereka beribadah kepada-Ku. Ali bin Abi Thalhah meriwayatkan dari Ibnu ‘Abbas:”Artinya, melainkan supaya mereka mau tunduk beribadah kepada-Ku, baik secara sukarela maupun terpaksa (Abdullah, 2013).

Kemudian hubungan sesama manusia seperti firman Allah Swt., dalam surat al-Hujurat/88:13:

يَا أَيُّهَا النَّاسُ إِنَّا خَلَقْنَاكُمْ مِنْ ذَكَرٍ وَأُنْثَىٰ وَجَعَلْنَاكُمْ شُعُوبًا وَقَبَائِلَ لِتَعَارَفُوا إِنَّ أَكْرَمَكُمْ عِنْدَ اللَّهِ أَتْقَاكُمْ إِنَّ اللَّهَ عَلِيمٌ خَبِيرٌ ۝۱۳

*“Hai manusia, sesungguhnya Kami menciptakan kamu dari seorang laki-laki dan seorang perempuan dan menjadikan kamu berbangsa-bangsa dan bersuku-suku supaya kamu saling kenal-mengenal. Sesungguhnya orang yang paling mulia diantara kamu disisi Allah ialah orang yang paling takwa diantara kamu. Sesungguhnya Allah Maha Mengetahui lagi Maha Mengenal (QS. al-Hujurat/88: 13).”*

Pada hakikatnya, tidak ada manusia yang dapat hidup sendiri tanpa berhubungan dengan orang lain. Manusia memiliki naluri untuk hidup berkelompok dan berinteraksi dengan orang lain. Karena pada dasarnya, setiap manusia memiliki kemampuan dasar yang berbeda-beda dan memiliki ciri khas tersendiri yang dapat dijadikan sebagai alat tukar menukar pemenuhan kebutuhan hidup.

Menurut kodratnya manusia adalah makhluk sosial atau makhluk bermasyarakat, selain itu juga diberikan yang berupa akal pikiran yang berkembang serta dapat dikembangkan. Dalam hubungannya dengan manusia sebagai makhluk sosial, manusia selalu hidup bersama dengan manusia lainnya. Dorongan masyarakat yang dibina sejak lahir akan selalu menampakan dirinya dalam berbagai bentuk, karena itu dengan sendirinya manusia akan selalu bermasyarakat dalam kehidupannya. Manusia dikatakan sebagai makhluk sosial, juga karena pada diri manusia ada dorongan dan kebutuhan untuk berinteraksi dengan orang lain, manusia juga tidak akan dapat hidup sebagai manusia kalau tidak hidup di tengah-tengah manusia (Munawwir, 1994).

Tanpa bantuan manusia lainnya, manusia tidak mungkin dapat berjalan dengan tegak. Dengan bantuan orang lain, manusia dapat menggunakan tangan,

dapat berkomunikasi atau bicara, dan dapat mengembangkan seluruh potensi kemanusiaannya. Selain itu, manusia diciptakan dari berbagai karakteristik, bersuku-suku dan berbangsa-bangsa agar saling mengenal satu sama lain.

Kemudian hubungan manusia dengan ciptaan-Nya terdapat dalam surat an-Nahl:

16/66 yang berbunyi:

وَاللَّهُ يَخْتَارُ ۗ وَإِن مِّنْ دَابَّةٍ إِلَّا لِنَاظِرٍ عَلَيْهَا كَاتِلٍ يُرِيدُ سَمَٰئَاتِهَا ۚ وَبِالنَّحْلِ هُدًى صَٰدِقٍ يُخْبِرُ ۗ وَبِالنَّخْلِ بُرْءٍ يُؤْتِي مِثْلًا لِّمَن يَّهَيِّئُهَا ۚ تَمْرٌ حَلَالٌ ۖ وَنَخْلٌ مُّكْرَمٌ ۚ حَلَالٌ ۖ وَلَهُمْ فِيهَا مَنَاقِبٌ ۚ إِنَّهُمْ لَشَاكِرُونَ ۗ

*“Dan Sesungguhnya pada binatang ternak itu benar-benar terdapat pelajaran bagi kamu. Kami memberimu minum dari pada apa yang berada dalam perutnya (berupa) susu yang bersih antara tahi dan darah, yang mudah ditelan bagi orang-orang yang meminumnya (QS. an-Nahl/16:66)”*.

Pada ayat di atas Allah Swt. menyebutkan bahwa apa yang telah Dia ciptakan bagi makhluk-Nya pada binatang ternak terdapat berbagai manfaat, dimana mereka dapat meminum dari susu-susunya yang keluar dari saluran antara tempat kotoran dan darah, mereka memakan dagingnya, membuat pakaian dari kulit dan juga bulu-bulunya, dan mereka juga menaiki punggung-punggung binatang tersebut, bahkan mereka juga membebani binatang-bintang itu dengan berbagai beban berat menuju tempat yang jauh (Abdullah, 2013).

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Pendekatan Penelitian**

Pendekatan penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan pendekatan studi literatur dan deskriptif kuantitatif. Pada studi literatur yaitu dengan mengumpulkan bahan-bahan pustaka yang dibutuhkan oleh penulis sebagai acuan dalam menyelesaikan penelitian. Sedangkan pendekatan deskriptif kuantitatif yaitu dengan menganalisis data yang sudah ada sesuai dengan kebutuhan penulis.

#### **3.2 Sumber Data**

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder yang bersumber dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2012 yang dipublikasikan di internet dan diakses pada tanggal 28 Desember 2014. Unit observasi penelitian ini adalah 29 kabupaten dan 9 kota di Provinsi Jawa Timur (Sitohang, 2012).

#### **3.3 Variabel Penelitian**

Pada penelitian ini variabel penelitian dibagi menjadi dua, yaitu variabel respon adalah jumlah kematian bayi ( $y$ ) dan variabel prediktor yang meliputi; jumlah tenaga medis ( $x_1$ ), pemberian ASI eksklusif ( $x_2$ ), pemberian vitamin ( $x_3$ ), kesehatan ibu ( $x_4$ ), dan kesehatan bayi ( $x_5$ ).

### 3.4 Tahap Analisis Data

#### 3.4.1 Estimasi Parameter Model GWR yang Mengandung Multikolinearitas

Langkah-langkah estimasi parameter model GWR yang mengandung multikolinearitas adalah sebagai berikut:

1. Menentukan model GWR yang mengandung multikolinearitas.
2. Mengestimasi parameter model yang mengandung multikolinearitas
  - a) Melakukan estimasi parameter  $\beta$  dengan WLS.
  - b) Mencari fungsi pembobot  $W_i$ .
  - c) Mencari estimasi baru dengan WLS.

#### 3.4.2 Aplikasi Jumlah Kematian Bayi Jawa Timur Tahun 2012

Langkah-langkah dalam mengatasi multikolinearitas pada data jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Timur tahun 2012 adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis deskriptif data sebagai gambaran awal untuk mengetahui keadaan tingkat kematian bayi Jawa Timur.
2. Mengidentifikasi multikolinearitas.
3. Menguji asumsi data.
4. Melakukan transformasi terhadap matriks  $X$  menjadi  $Z$  dan vektor  $Y$  menjadi  $Y^R$ , melalui *centering and rescaling*.
5. Menghitung matriks  $Z'Z$  matriks korelasi dari variabel bebas, serta menghitung  $Z'Y^R$  korelasi dari variabel bebas terhadap variabel tak bebas  $y$ .
6. Menghitung nilai penaksir parameter  $\beta^R$  dengan berbagai kemungkinan tetapan bias  $\lambda$ .
7. Menghitung nilai VIF dengan berbagai nilai ( $0 < \lambda < 1$ ).
8. Menentukan nilai  $\lambda$  dengan mempertimbangkan nilai VIF dan  $\beta^R$ .

9. Menentukan koefisien penduga (estimator) regresi *ridge* dari nilai  $\lambda$  yang terpilih.
10. Membuat persamaan model regresi *ridge*.
11. Menguji hipotesis secara simultan dengan ANOVA regresi *ridge* dan parsial.
12. Mentransformasikan ke bentuk asal.



**BAB IV**  
**PEMBAHASAN**

**4.1 Estimasi Parameter Model GWR yang Mengandung Multikolinearitas**

Data spasial merupakan data pengukuran yang memuat suatu informasi lokasi. Pada data spasial, seringkali pengamatan di suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang berdekatan.

Model GWR merupakan suatu teknik yang membawa kerangka dari model regresi sederhana menjadi model regresi yang terboboti. Faktor letak geografis merupakan faktor pembobot pada model GWR. Faktor ini memiliki nilai yang berbeda untuk setiap daerah yang menunjukkan sifat lokal model.

Untuk mendapatkan estimasi parameter model GWR yang mengandung multikolinearitas, maka dilakukan dengan menggunakan metode regresi *ridge* yaitu dengan menambahkan parameter *ridge*  $\lambda I$  dengan  $\lambda$  adalah bilangan positif yang terletak pada interval  $0 < \lambda < 1$ . Sehingga taksiran model GWR yang mengandung multikolinearitas adalah:

$$y_i^* = \lambda X_i \beta(u_i, v_i) + \varepsilon_i \quad (4.1)$$

Persamaan (4.1) dalam bentuk matriks menjadi:

$$y_i = [1 \quad x_{11} \quad x_{12} \quad \cdots \quad x_{1k}] \begin{bmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \beta_k(u_i, v_i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

dengan

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}_{n \times 1}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}_{n \times (k+1)},$$

$$\beta(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \beta_k(u_i, v_i) \end{bmatrix}_{(k+1) \times 1}, \quad \text{dan } \varepsilon_i = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

Untuk mendapatkan estimasi parameter model GWR yang mengandung multikolinearitas, maka dapat dilakukan dengan metode regresi *ridge*. Menurut Mennis (2006) persamaan dasar untuk metode regresi *ridge* adalah:

$$\sum_{i=1}^n \lambda(x_{ij})(\varepsilon_i) = 0 \quad (4.2)$$

Sehingga dari persamaan (4.5) dan (4.6) dapat dijabarkan sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^n \lambda(x_{ij})(\varepsilon_i) = \sum_{i=1}^n \lambda(x_{ij})(y_i - X_i \beta(u_i, v_i)) \quad (4.3)$$

Berdasarkan persamaan (4.3) maka fungsi jumlah kuadrat *residual* yang mengandung multikolinearitas adalah:

$$\begin{aligned} \text{SSE} &= (\lambda \varepsilon)^T \lambda \varepsilon \\ &= \varepsilon^T (\lambda)^T (\lambda) \varepsilon \\ &= \varepsilon^T (\lambda) \varepsilon \text{ (Hukum Idempoten: } M^T M = M \text{) (Aziz, 2010: 35)} \\ &= (y - X_i \beta(u_i, v_i))^T \lambda (y - X_i \beta(u_i, v_i)) \\ &= (y^T - (\beta(u_i, v_i))^T X_i^T) (\lambda y - \lambda X_i \beta(u_i, v_i)) \\ &= (y^T \lambda y) - ((y^T \lambda X_i \beta(u_i, v_i)) - ((\beta(u_i, v_i))^T X_i^T \lambda y) + \\ &\quad + (\beta(u_i, v_i))^T X_i^T \lambda X_i \beta(u_i, v_i)) \\ &= (y^T \lambda y) - ((y^T \lambda X_i \beta(u_i, v_i))^T - ((\beta(u_i, v_i))^T X_i^T \lambda y) + \\ &\quad + (\beta(u_i, v_i))^T X_i^T \lambda X_i \beta(u_i, v_i)) \end{aligned}$$



$$\begin{aligned}
&= (y^T \lambda y) - (\beta(u_i, v_i))^T (y^T \lambda \mathbf{X}_i)^T - (\beta(u_i, v_i))^T (\mathbf{X}_i^T \lambda y) + \\
&\quad + (\beta(u_i, v_i))^T \mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i) \\
&= (y^T \lambda y) - (\beta(u_i, v_i))^T (\mathbf{X}_i^T \lambda y) - (\beta(u_i, v_i))^T (\mathbf{X}_i^T \lambda y) + \\
&\quad + (\beta(u_i, v_i))^T \mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i) \\
&= (y^T \lambda y) - 2(\beta(u_i, v_i))^T (\mathbf{X}_i^T \lambda y) + (\beta(u_i, v_i))^T \mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i)
\end{aligned} \tag{4.4}$$

Untuk meminimumkan persamaan (4.4), maka dapat dilakukan dengan cara

mencari turunan pertama  $SSE$  terhadap  $(\beta(u_i, v_i))^T$

$$\begin{aligned}
\frac{SSE}{\partial \beta(u_i, v_i)^T} &= \frac{\partial (y^T \lambda y)}{\partial (\beta(u_i, v_i))^T} - \frac{\partial \left( 2(\beta(u_i, v_i))^T (\mathbf{X}_i^T \lambda y) \right)}{\partial (\beta(u_i, v_i))^T} + \\
&\quad \frac{\partial \left( (\beta(u_i, v_i))^T \mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i) \right)}{\partial (\beta(u_i, v_i))^T} \\
&= 0 - 2\mathbf{X}_i^T \lambda y + \mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i) + \left( (\beta(u_i, v_i))^T \mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i \right)^T \\
&= -2\mathbf{X}_i^T \lambda y + \mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i) + \mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i) \\
&= -2\mathbf{X}_i^T \lambda y + 2\mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i)
\end{aligned} \tag{4.5}$$

Sehingga untuk persamaan (4.5) ketika disamadengankan nol diperoleh estimator  $\beta$  sebagai berikut:

$$-\mathbf{X}_i^T \lambda y + (\mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i) \beta(u_i, v_i) = 0$$

$$(\mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i) \beta(u_i, v_i) = \mathbf{X}_i^T \lambda y$$

$$(\mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i)^{-1} (\mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i) \beta(u_i, v_i) = (\mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \lambda y$$

$$\hat{\beta}_{OLS}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}_i^T \lambda \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \lambda y$$

Setelah didapatkan *estimator*  $\beta$  yakni persamaan (4.6) maka dapat diketahui *residual* awal yang diperoleh dari proses *Ordinary Least Square* (OLS), sehingga persamaan (4.1) dapat ditulis menjadi

$$\varepsilon_i = y_i - \lambda \mathbf{X}_i \hat{\beta}_{OLS}(u_i, v_i) \quad (4.7)$$

Dari persamaan (4.7) terdapat parameter  $\lambda$  yang mengandung multikolinearitas, adanya multikolinearitas menyebabkan *residual* taksiran tidak konstan. Sehingga parameter tersebut dapat dicari dengan memisalkan  $\lambda = \psi$  sebagai fungsi *influence*, maka persamaan (4.6) menjadi:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}_i^T \psi \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \psi y \quad (4.8)$$

Karena *residual* taksiran bersifat bias maka Draper dan Smith (1992) mendefinisikan terlebih dahulu fungsi *influence* dari fungsi pembobot sebagai berikut:

$$W_i = W(\varepsilon_i^*) = \frac{\psi(\varepsilon_i^*)}{\varepsilon_i^*} \quad (4.9)$$

dengan  $\varepsilon_i^*$  adalah *residual* yang distandarisasi terhadap estimasi simpangan baku ( $\hat{\sigma}$ ) dari  $\varepsilon_i$  yang bias, maka diperoleh:

$$\varepsilon_i^* = \frac{\varepsilon_i}{\hat{\sigma}} \quad (4.10)$$

Untuk mendapatkan nilai  $\varepsilon_i^*$  maka terlebih dahulu menghitung *standart deviation residual*  $\hat{\sigma}$ . Menurut Maronna, dkk (2006) nilai dari  $\hat{\sigma}$  dapat diperoleh dengan cara berikut:

$$\hat{\sigma} = \frac{MAD(x)}{0,6745} \quad (4.11)$$

dengan  $MAD(x) = med\{|x - med(x)|\}$  dan pemilihan konstanta 0.6745 membuat  $\hat{\sigma}$  suatu estimator yang mendekati *unbias* dari  $\sigma$  untuk  $n$  besar dan *residual* berdistribusi normal (Montgomery dan Peak, 1992).

Sehingga dari persamaan (4.10) di atas dapat diubah menjadi:

$$\varepsilon_i^* = \frac{y - \mathbf{X}_i \hat{\beta}_{OLS}(u_i, v_i)}{\frac{MAD(x)}{0,6745}} \quad (4.12)$$

Berdasarkan persamaan (4.12), maka fungsi pembobot pada persamaan (4.9) dapat diubah menjadi:

$$W_i = \frac{\psi\left(\frac{y - \mathbf{X}_i \hat{\beta}_{OLS}(u_i, v_i)}{\frac{MAD(x)}{0,6745}}\right)}{\frac{y - \mathbf{X}_i \hat{\beta}_{OLS}(u_i, v_i)}{\frac{MAD(x)}{0,6745}}} \quad (4.13)$$

Dari proses pembobotan pada persamaan (4.9) maka diharapkan diperoleh taksiran yang *unbias* karena fungsi *influence* telah distandarisasi. Selain itu dari persamaan (4.9) dapat juga dinyatakan sebagai:

$$\psi(\varepsilon_i^*) = \frac{W(\varepsilon_i^*)}{\varepsilon_i^*}$$

atau

$$\psi = \frac{W_i}{\varepsilon_i^*}$$

Sehingga persamaan (4.12) dapat diubah menjadi:

$$\begin{aligned} \hat{\beta}(u_i, v_i) &= (\mathbf{X}_i^T \psi \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \psi y \\ &= \left(\mathbf{X}_i^T \frac{W_i}{\varepsilon_i} \mathbf{X}_i\right)^{-1} \mathbf{X}_i^T \frac{W_i}{\varepsilon_i} y \\ &= \left(\frac{1}{\varepsilon_i}\right)^T (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i)^{-1} \frac{1}{\varepsilon_i} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i y \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \varepsilon_i (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i)^{-1} \frac{1}{\varepsilon_i} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i y \\
&= (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i y
\end{aligned} \tag{4.14}$$

Menurut Mennis (2006) untuk fungsi pembobot  $\lambda$  pada *Ridge* adalah  $\lambda(x_{ij})$  dan dapat digantikan dengan fungsi  $\lambda(S)$  dimana  $S = x_{ij}$  yang didefinisikan sebagai jarak normal antara pengamatan ke- $i$  dengan pengamatan ke- $j$ . Sehingga persamaan (4.18) menjadi

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}_i^T \lambda(S) \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \lambda(S) \mathbf{W}_i^* y \tag{4.15}$$

Untuk mempermudah pembobotan, anggap  $W_i^* = \lambda(S)W_i$  sehingga persamaan (4.19) menjadi

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^* \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^* y \tag{4.16}$$

dengan  $\mathbf{W}_i^*$  adalah matriks pembobot yang berukuran  $n \times n$  dengan elemen-elemen diagonal yang berisi pembobot  $\mathbf{W}_1^*, \mathbf{W}_2^*, \mathbf{W}_3^*, \dots, \mathbf{W}_n^*$ . Persamaan tersebut dikenal dengan persamaan *Weighted Least Square* (WLS). Pada pembahasan ini fungsi pembobot yang digunakan adalah fungsi pembobot *Tukey Bisquare* sebagai berikut:

$$W_i^* = \begin{cases} \left[ 1 - \left( \frac{\varepsilon_i^*}{c} \right)^2 \right]^2, & |u_i| < c \\ 0, & |u_i| \geq c \end{cases} \tag{4.17}$$

dengan  $c$  adalah *tunning constant* yang besarnya  $c = 4.685$  dan berfungsi sebagai pengatur pembobot pada multikolinearitas agar  $\hat{\sigma}$  sebagai penduga yang mampu mendekati keadaan *unbias*.

Jika fungsi  $\psi$  tidak linear, maka estimasi parameter dapat diselesaikan dengan metode iterasi kuadrat terkecil terboboti yaitu dengan metode IRLS (*Iteratively Reweighted Least Square*) (Fox, 2002). Pada iterasi ini nilai  $W_i^*$  akan

berubah nilainya di setiap iterasinya sehingga diperoleh,  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^0, \hat{\beta}(u_i, v_i)^1, \dots, \hat{\beta}(u_i, v_i)^m$ . Untuk parameter dengan  $m$  adalah banyaknya iterasi yang akan mengestimasi, maka estimator awal  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^0$  adalah

$$\hat{\beta}(u_i, v_i)^0 = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*0} \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*0} y \quad (4.18)$$

dengan  $\mathbf{W}_i^{*0}$  adalah matriks pembobot pertama yang berukuran  $n \times n$  yang berisi pembobot  $W_1^{*0}, W_2^{*0}, W_3^{*0}, \dots, W_n^{*0}$ . Sehingga langkah untuk estimator selanjutnya dapat ditulis

$$\hat{\beta}(u_i, v_i)^1 = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*0} \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*0} y \quad (4.19)$$

Kemudian dihitung kembali pembobot dari  $\mathbf{W}_i^{*1}$ , tetapi menggunakan  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^1$  sebagai pengganti  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^0$ , sehingga didapatkan:

$$\mathbf{W}_i^{*1} = \frac{\psi\left(\frac{y - \mathbf{X}_i \hat{\beta}(u_i, v_i)^1}{\hat{\sigma}}\right)}{\left(\frac{y - \mathbf{X}_i \hat{\beta}(u_i, v_i)^1}{\hat{\sigma}}\right)} \quad (4.20)$$

Maka diperoleh

$$\hat{\beta}(u_i, v_i)^2 = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*1} \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*1} y \quad (4.21)$$

dan seterusnya sehingga didapatkan:

$$\mathbf{W}_i^{*m-1} = \frac{\psi\left(\frac{y - \mathbf{X}_i \hat{\beta}(u_i, v_i)^{m-1}}{\hat{\sigma}}\right)}{\left(\frac{y - \mathbf{X}_i \hat{\beta}(u_i, v_i)^{m-1}}{\hat{\sigma}}\right)} \quad (4.22)$$

Dari persamaan (4.26) didapatkan:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i)^m = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m-1} \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m-1} y$$

Untuk  $\mathbf{W}_i^{*m}$  pembobot yang diberikan, dapat diperoleh estimator:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i)^{m+1} = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m} \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m} y \quad (4.23)$$

Perhitungan di atas akan terus berulang hingga diperoleh estimator yang konvergen, yakni ketika selisih nilai  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^{m+1}$  dan  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^m$  mendekati 0, dengan  $m$  merupakan banyaknya iterasi.

Estimator  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^{m+1}$  pada persamaan (4.28) merupakan estimator *unbias* untuk  $\beta(u_i, v_i)$ . Estimator  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^{m+1}$  dikatakan *unbias* jika  $E(\hat{\beta}(u_i, v_i)^{m+1}) = \beta(u_i, v_i)$ . Bukti estimator  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^{m+1}$  dikatakan *unbias* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 E(\hat{\beta}(u_i, v_i)^{m+1}) &= E\left[(\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m}(u_i, v_i) \mathbf{X}_i)^{-1} (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m}(u_i, v_i) y)\right] \\
 &= E\left[(\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m}(u_i, v_i) \mathbf{X}_i)^{-1}\right] [\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m}(u_i, v_i)] E(y) \\
 &= (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m}(u_i, v_i) \mathbf{X}_i)^{-1} \left[ (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m}(u_i, v_i)) (\mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i)) \right] \\
 &= (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m}(u_i, v_i) \mathbf{X}_i)^{-1} (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^{*m}(u_i, v_i) \mathbf{X}_i) \beta(u_i, v_i) \\
 &= \mathbf{I} \beta(u_i, v_i) \\
 &= \beta(u_i, v_i)
 \end{aligned}$$

Dari uraian di atas terbukti bahwa  $\hat{\beta}(u_i, v_i)^{m+1}$  merupakan estimator *unbias*.

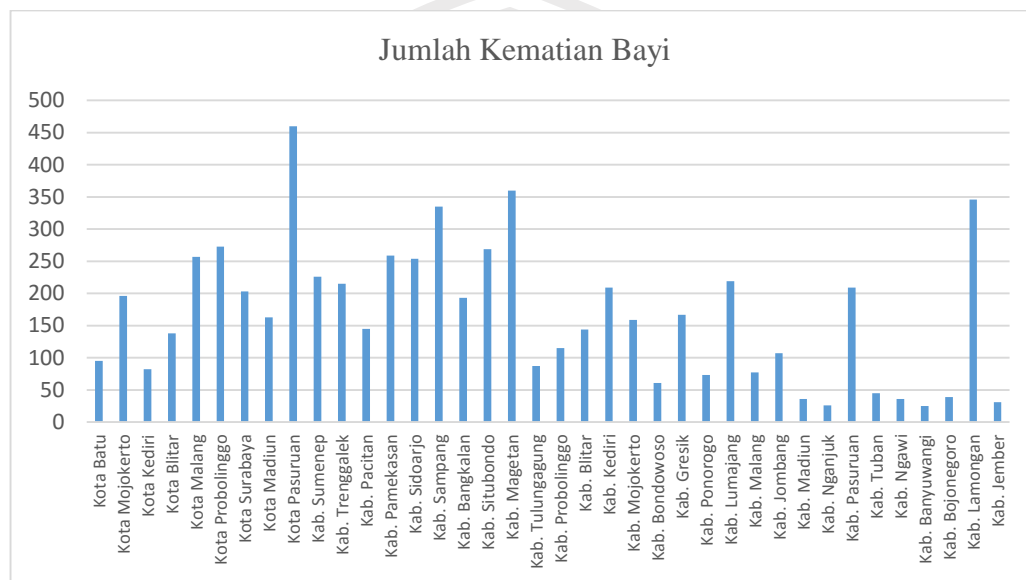
## 4.2 Aplikasi Jumlah Kematian Bayi Jawa Timur 2012

### 4.2.1 Deskripsi Data

Pada penelitian ini model GWR diterapkan pada kasus Jumlah Kematian Bayi di Jawa Timur tahun 2012. Variabel respon yang diteliti adalah jumlah kematian bayi ( $y$ ) dan variabel prediktor yang meliputi, jumlah tenaga medis ( $x_1$ ), pemberian asi eksklusif ( $x_2$ ), pemberian vitamin ( $x_3$ ), kesehatan ibu ( $x_4$ ), dan kesehatan bayi ( $x_5$ ), lebih jelasnya tersaji dalam Lampiran 1.

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder yang bersumber Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2012 yang dipublikasikan

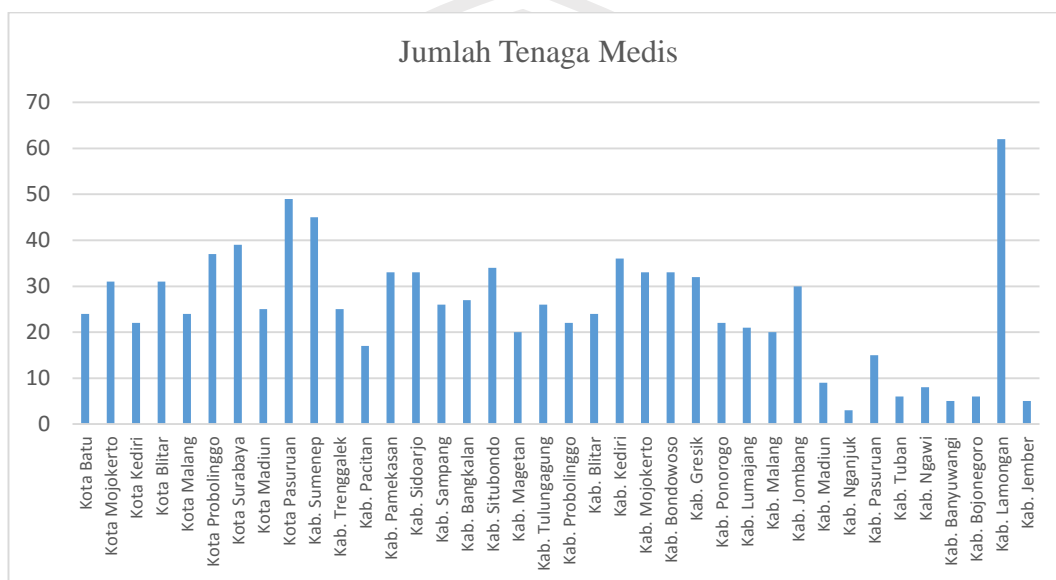
di internet dan diakses pada tanggal 28 Desember 2014 (Harsono, 2012). Unit observasi penelitian ini adalah 29 kabupaten dan 9 kota di Jawa Timur., dimana grafik pola sebaran data jumlah kematian bayi di Jawa Timur adalah sebagai berikut:



Gambar 4.1 Grafik Sebaran Data Jumlah Kematian Bayi (y) di Jawa Timur Tahun 2012

Dari Gambar 4.1, dapat diketahui bahwa jumlah kematian bayi di Jawa Timur pada tahun 2012 mencapai 6334 jiwa yang meliputi seluruh kabupaten dan kota. Jumlah kematian bayi paling banyak berada di wilayah Kota Pasuruan dengan jumlah kematian bayi mencapai 460 jiwa, yakni 7,26% kematian bayi di Jawa Timur. Disusul oleh Kabupaten Magetan dengan jumlah kematian bayi mencapai 360 jiwa, yakni 5,68% kematian bayi di Jawa Timur dan Kabupaten Lamongan dengan jumlah kematian bayi mencapai 346 jiwa, yakni 5,46% kematian bayi di Jawa Timur. Sedangkan kematian bayi di Jawa Timur paling sedikit berada di wilayah Kabupaten Jember dengan jumlah kematian bayi mencapai 31 jiwa, yakni 0,48% kematian bayi di Jawa Timur.

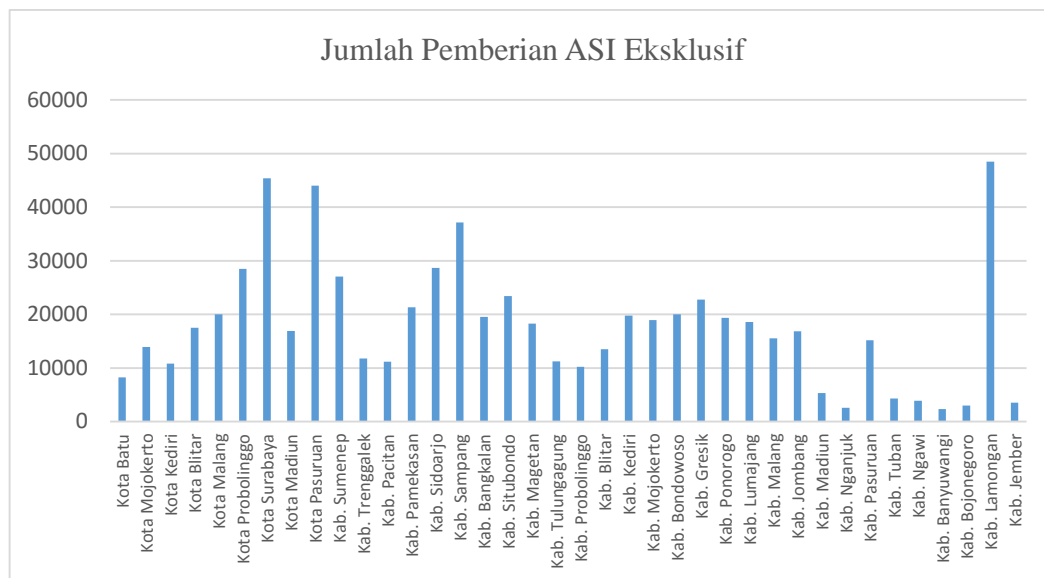
Sejalan dengan banyak sedikitnya jumlah kematian bayi di Jawa Timur, maka terdapat variabel-variabel yang mempengaruhinya. Variabel pertama yang mempengaruhi kematian bayi adalah variabel jumlah tenaga medis yang ada di wilayah Jawa Timur.



Gambar 4.2 Grafik Jumlah Tenaga Medis di Jawa Timur ( $X_1$ ) Tahun 2012

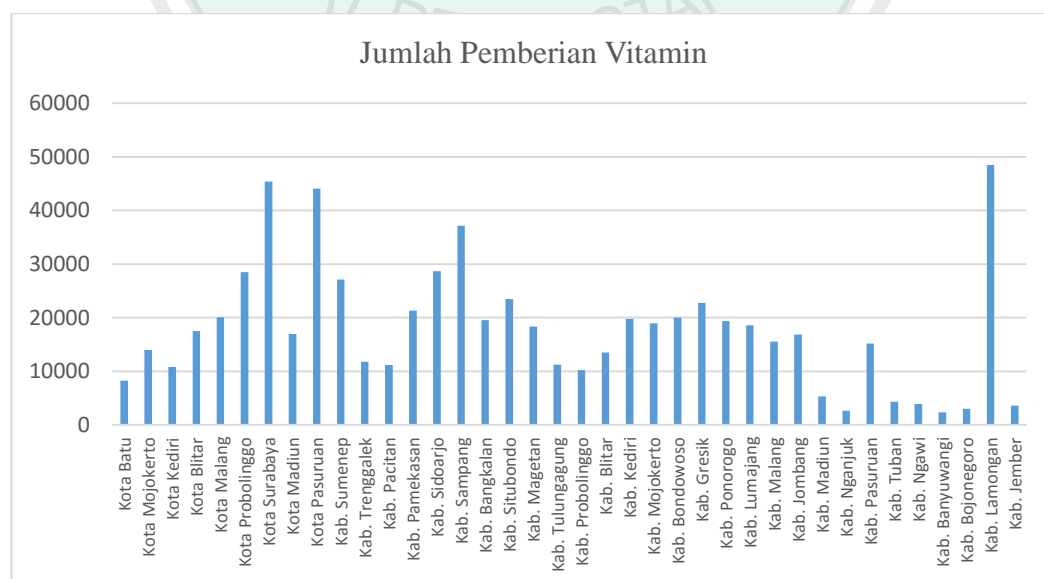
Dari Gambar 4.2, dapat diketahui jumlah tenaga medis di Jawa Timur mencapai 960 orang. Wilayah di Jawa Timur yang paling banyak terdapat tenaga medis adalah wilayah Kabupaten Lamongan, yakni 62 orang. Disusul oleh Kabupaten Pasuruan dengan 49 orang, dan wilayah yang paling sedikit adalah wilayah Kabupaten Nganjuk dengan 3 orang.





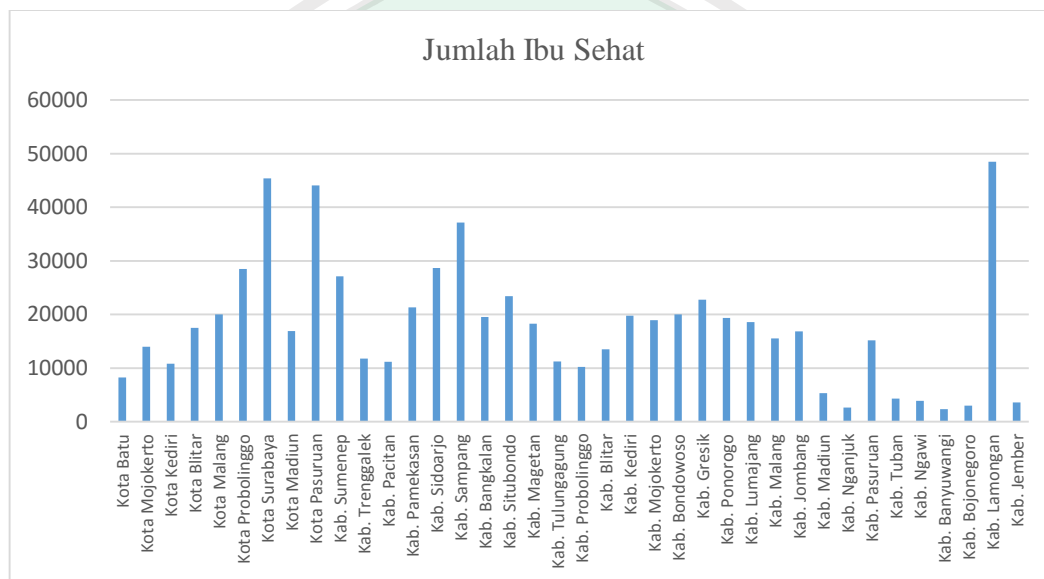
Gambar 4.3 Grafik Jumlah Pemberian ASI Eksklusif di Jawa Timur ( $X_2$ ) Tahun 2012

Dari Gambar 4.3, dapat diketahui jumlah pemberian ASI eksklusif di Jawa Timur mencapai 45900. Wilayah di Jawa Timur yang paling banyak pemberian ASI eksklusif adalah wilayah Kota Pasuruan, yakni 2819. Disusul oleh Kabupaten Lamongan dengan 2808 orang, dan wilayah yang paling sedikit adalah wilayah Kabupaten Banyuwangi dengan 162 orang.



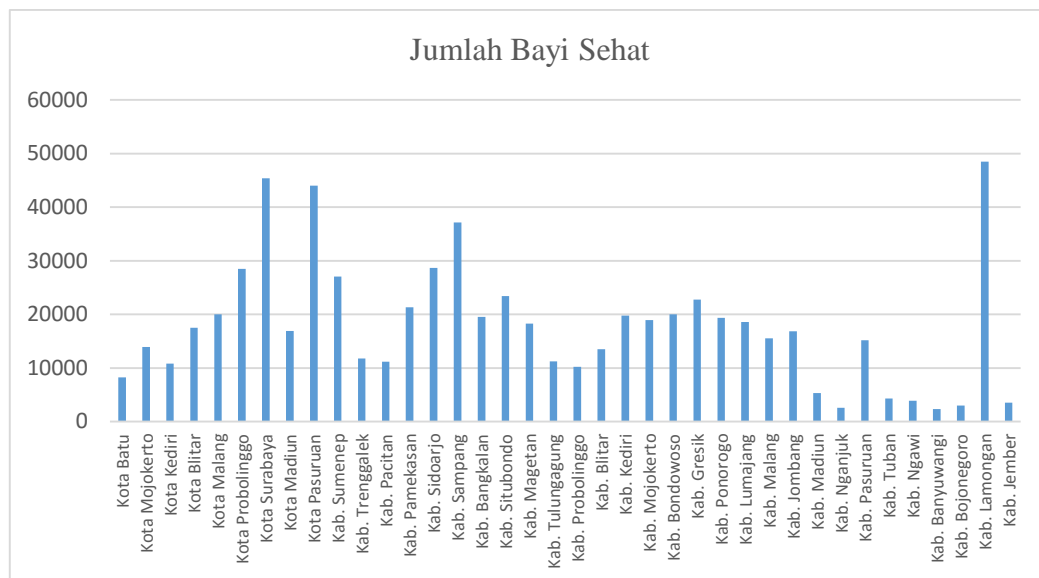
Gambar 4.4 Grafik Jumlah Pemberian Vitamin di Jawa Timur ( $X_3$ ) Tahun 2012

Dari Gambar 4.4, dapat diketahui jumlah pemberian vitamin di Jawa Timur mencapai 588099 orang. Wilayah di Jawa Timur yang paling banyak terdapat pemberian vitamin adalah wilayah Kota Surabaya, yakni 43717 orang. Disusul oleh Kabupaten Lamongan dengan 361994 orang, dan wilayah yang paling sedikit adalah wilayah Kabupaten Nganjuk dengan 1999 orang.



Gambar 4.5 Grafik Jumlah Ibu Sehat ( $X_4$ ) di Jawa Timur Tahun 2012

Dari Gambar 4.5, dapat diketahui jumlah kesehatan ibu di Jawa Timur mencapai 679462 orang. Wilayah di Jawa Timur yang paling banyak terdapat ibu sehat adalah wilayah Kabupaten Lamongan, yakni 48507 orang. Disusul oleh Kota Surabaya dengan 45387 orang, dan wilayah yang paling sedikit adalah wilayah Kabupaten Nganjuk dengan 2609 orang.



Gambar 4.6 Grafik Jumlah Bayi Sehat (X<sub>5</sub>) di Jawa Timur Tahun 2012

Dari Gambar 4.6, dapat diketahui jumlah bayi sehat di Jawa Timur mencapai 598966 bayi. Wilayah di Jawa Timur yang paling banyak terdapat bayi sehat adalah wilayah Kabupaten Lamongan, yakni 43280 bayi. Disusul oleh Kota Surabaya dengan 40103 orang, dan wilayah yang paling sedikit adalah wilayah Kabupaten Banyuwangi dengan 2092 orang.

#### 4.2.2 Identifikasi Multikolinearitas

Dalam mengidentifikasi adanya multikolinearitas dalam suatu data terdapat berbagai cara yaitu salah satunya dengan melihat nilai VIF dari masing-masing variabel prediktor. Jika nilai VIF kurang dari 10 maka tidak terdapat multikolinearitas dan jika lebih dari 10 maka sebaliknya.

Tabel 4.1 Multikolinearitas

No	Variabel	VIF	Keterangan
1.	Jumlah Tenaga Medis	11,4	Terdapat Multikolinearitas
2.	Pemberian Asi Eksklusif	38,3	Terdapat Multikolinearitas
3.	Pemberian Vitamin	49,4	Terdapat Multikolinearitas
4.	Jumlah ibu sehat	1773,1	Terdapat Multikolinearitas
5.	Jumlah Bayi Sehat	1782,3	Terdapat Multikolinearitas

Dari hasil di atas ditunjukkan bahwa variabel bebas yaitu variabel modal, dan tenaga kerja memiliki nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) lebih besar dari 10. Dengan demikian dapat disimpulkan model regresi dalam penelitian ini mengandung multikolinearitas.

### 4.2.3 Uji Asumsi Data

#### 4.2.3.1 Uji Multikolinearitas

Pedoman untuk mengetahui adanya multikolinearitas adalah:

1. Mempunyai nilai VIF disekitar angka 1 dan tidak melebihi 10.
2. Mempunyai angka toleransi mendekati 1, di mana toleransi =  $\frac{1}{VIF}$ .

Tabel 4.2 *Collinearity Statistic*

Variabel	Tolerance	VIF
$X_1$	0,087	11,354
$X_2$	0,026	38,282
$X_3$	0,020	49,415
$X_4$	0,0005	17,731
$X_5$	0,0005	18,273

Dari Tabel 4.2 di atas, dapat diketahui bahwa kisaran nilai VIF dari masing-masing variabel melebihi 10 dan nilai *tolerance* menjauhi 1, sehingga dapat disimpulkan bahwa dalam model terdapat masalah multikolinearitas.

#### 4.2.3.2 Uji Autokorelasi

Salah satu cara untuk mengetahui ada tidaknya masalah autokorelasi dalam model regresi adalah dengan menggunakan *Durbin Watson test*. Dengan menggunakan program SPSS 16 didapatkan nilai *Durbin Watson test* sebesar 1,794 dan nilai dari tabel *Durbin Watson test*nya sebesar 1,2176 (Lampiran 2). Karena nilai *Durbin Watson test* lebih besar dari nilai tabel *Durbin Watson*, maka dapat disimpulkan bahwa model regresi tersebut tidak ada masalah autokorelasi.

#### 4.2.3.3 Uji Heteroskedastisitas

Uji asumsi ini bertujuan untuk mengetahui apakah dalam sebuah model regresi terjadi ketidaksamaan variansi dari residual antara satu pengamatan ke pengamatan lain. Jika variansi dari residual antara satu pengamatan ke pengamatan lain berbeda maka disebut heteroskedastisitas. Uji yang digunakan adalah uji korelasi Rank Spearman, yakni mengkorelasikan antara *absolute residual* hasil regresi dengan semua variabel bebas. Bila signifikansi hasil korelasi lebih kecil dari 0,05 maka persamaan regresi tersebut mengandung heteroskedastisitas. Dengan menggunakan program SPSS 16, hasil uji heteroskedastisitas ditunjukkan pada Tabel 4.3.

Dari Tabel 4.3, dapat diketahui bahwa nilai signifikansinya kurang dari 0,05, dan hanya pada  $X_4$  nilai signifikansi nya lebih dari 0,05, sehingga dapat disimpulkan bahwa pada pada model regresi tersebut mengandung heteroskedastisitas

Tabel 4.3 Korelasi

Variabel	Koefisien korelasi	Signifikansi	Keterangan
$X_1$	0,182	0,275	Homoskedastisitas
$X_2$	0,947	0,079	Homoskedastisitas
$X_3$	0,378	0,019	Heteroskedastisitas
$X_4$	0,355	0,029	Heteroskedastisitas
$X_5$	0,365	0,024	Heteroskedastisitas

#### 4.2.3.4 Uji Normalitas

Metode yang digunakan untuk menguji normalitas adalah dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Jika nilai signifikansi dari hasil uji Kolmogorov-Smirnov lebih besar dari 0,05, maka asumsi normalitas terpenuhi. Dengan menggunakan program SPSS 16 didapatkan nilai signifikansinya adalah 0,765 (Lampiran 2). Sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model regresi berdistribusi normal.

#### 4.2.3.5 Uji Linearitas

Pengujian linearitas ini dilakukan untuk mengetahui bahwa model yang dibuktikan merupakan model linear atau tidak. Uji linearitas ini dilakukan dengan kurva estimasi, yakni penggambaran hubungan linear variabel  $X$  dengan variabel  $Y$ . Jika nilai signifikansi lebih kecil dari 0,05, maka variabel  $X$  tersebut memiliki hubungan linear terhadap  $Y$ . Dengan menggunakan program SPSS 16 didapatkan nilai signifikansinya adalah pada tabel berikut ini:

Tabel 4.4 Linearitas

Variabel	Signifikansi
$X_1$	0,000
$X_2$	0,000
$X_3$	0,000
$X_4$	0,000
$X_5$	0,000

Dari Tabel 4.4 dapat diketahui bahwa nilai signifikansinya kurang dari 0,05, sehingga dapat disimpulkan bahwa modelnya merupakan model yang linear.

#### 4.2.4 Analisis Data

##### 4.2.4.1 Model GWR

Model GWR merupakan salah satu model spasial yang menghasilkan parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi. Untuk membentuk model GWR langkah awal yang harus dilakukan adalah menentukan letak lokasi pengamatan (letak geografis) setiap kota dan kabupaten di Jawa Timur. Langkah selanjutnya yaitu menentukan *bandwidth* optimum dengan menggunakan metode *Cross Validation* (CV). Dengan menggunakan *software* GWR4 didapatkan nilai *bandwidth* optimum sebesar 38. Setelah didapatkan *bandwidth* optimum, langkah selanjutnya adalah menentukan matriks pembobot, yang dalam hal ini

menggunakan pembobot *adaptive bisquare*. Dengan menggunakan *software* GWR4 didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.5 Hasil Estimasi Model GWR

Variabel	Estimate	Standard Error	t(EST/SE)
Intercept	168,524	11,086	15,2
$X_1$	11,852	37,318	0,317
$X_2$	-6,527	68,219	-0,095
$X_3$	-19,998	77,02	-0,259
$X_4$	530	461,934	1,147
$X_5$	-431,207	463,249	-0,93

Dari Tabel 4.5 didapatkan model GWR untuk kasus kematian bayi Jawa Timur tahun 2012 adalah:

$$\hat{y} = 168,524 + 11,852_{x_1} - 6,527_{x_2} - 19,998_{x_3} + 530_{x_4} - 431,207_{x_5}$$

Dilihat dari Tabel 4.5 di atas maka dapat disimpulkan koefisien penaksir tidak dapat ditaksir secara tepat, hal ini ditunjukkan oleh nilai galat baku yang cukup besar dan nilai  $t_{hitung}$  yang kurang dari  $t_{tabel}$  yang berarti semua variabel prediktor  $X$  secara individu tidak berpengaruh secara signifikan terhadap nilai taksiran  $Y$ .

Uji keberartian model secara simultan atau bersama-sama untuk semua  $\beta$ , dengan hipotesisnya adalah sebagai berikut:

$H_0: \beta = 0$  : variabel  $Y$  secara simultan tidak bergantung terhadap nilai taksiran  $X$

$H_1: \beta \neq 0$  : variabel  $Y$  secara simultan bergantung terhadap nilai taksiran  $X$ .

Dengan menggunakan statistik uji ANOVA atau uji F, maka berdasarkan taksiran parameter melalui metode kuadrat terkecil pada data Lampiran 1 diperoleh tabel ANOVA sebagai berikut:

Tabel 4.6 ANOVA

Sumber Keragaman	JK	Db	KT	F	F tabel
Residual Global	149193,863	32			
GWR residual	339171,384	1,24	343208,18		
GWR improvement	488365,24	33,24	128649,65	2,6677739	2,33

Dari Tabel 4.6 terlihat bahwa nilai dari  $F_{hitung} > F_{tabel}$  dapat disimpulkan bahwa semua variabel  $X$  secara simultan berpengaruh pada terhadap nilai taksiran  $X$ . Hal ini berbeda jika pengujian dilakukan secara parsial atau individu.

Di bawah ini disajikan tabel hasil perhitungan nilai korelasi dengan menggunakan Minitab 14 antar variabel prediktor.

Tabel 4.7 Matriks Korelasi dari variabel  $X$

$r_{(ij)}$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
$X_1$	1	0,934	0,848	0,861	0,861
$X_2$	0,934	1	0,959	0,953	0,952
$X_3$	0,848	0,959	1	0,984	0,984
$X_4$	0,861	0,953	0,984	1	0,999
$X_5$	0,861	0,952	0,984	0,999	1

Dari tabel 4.7 terlihat korelasi yang sangat tinggi antar variabel prediktornya. Hal ini menunjukkan adanya multikolinearitas. Adanya multikolinearitas juga dapat dilihat melalui perhitungan determinan matriks  $Z'Z$ . Dari perhitungan didapat:

$$Z'Z = \begin{bmatrix} 1 & 0,934 & 0,848 & 0,861 & 0,861 \\ 0,934 & 1 & 0,959 & 0,953 & 0,952 \\ 0,848 & 0,959 & 1 & 0,984 & 0,984 \\ 0,861 & 0,953 & 0,984 & 1 & 0,999 \\ 0,861 & 0,952 & 0,984 & 0,999 & 1 \end{bmatrix}$$

Matriks  $Z'Z$  ini merupakan matriks korelasi antar peubah prediktor. Terlihat bahwa korelasi antar variabel prediktor sangat tinggi ini juga dapat dilihat dari determinan matriks  $Z'Z = 0,00000044653$  yang mendekati 0. Hal ini berarti matriks  $Z'Z$  hampir singular dan memperlihatkan adanya multikolinearitas dengan *ill conditioned* (Sudjana, 2003).

#### 4.2.5 Proses Pemusatan dan Penskalaan

Untuk menghilangkan kondisi buruk yang tidak menguntungkan yang diakibatkan oleh adanya multikolinearitas dalam data yang dianalisis dan juga untuk memudahkan kerja dalam proses pendeteksian maupun dalam penanganan



multikolinieritas maka dilakukan proses pemusatan dan penskalaan terhadap data atau variabel.

Tabel 4.8 Hasil Proses Pemusatan dan Penskalaan

$Y^R$	$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$	$Z_4$	$Z_5$
-0.11018	-0.01634	-0.09445	-0.14487	-0.13642	-0.12883
0.045058	0.074197	-0.02453	-0.04122	-0.05575	-0.05206
-0.13016	-0.0422	-0.08276	-0.09137	-0.10043	-0.09386
-0.04409	0.074197	0.006572	-0.00904	-0.00539	-0.00133
0.138814	-0.01634	0.058719	0.071744	0.030678	0.032746
0.163406	0.151797	0.118817	0.166903	0.150501	0.147585
0.055817	0.177664	0.368327	0.460403	0.390416	0.374952
-0.00566	-0.0034	0.018031	0.008636	-0.01341	-0.01316
0.450822	0.306998	0.376745	0.37509	0.371396	0.344051
0.091167	0.255264	0.243689	0.110382	0.130729	0.12454
0.074261	-0.0034	-0.03739	-0.08874	-0.08635	-0.08605
-0.03333	-0.10687	-0.06779	-0.09604	-0.09482	-0.09359
0.141888	0.1010064	0.024344	0.04248	0.048832	0.038753
0.134203	0.100064	0.154127	0.154954	0.153098	0.139128
0.258699	0.00953	0.122792	0.229881	0.273162	0.266182
0.040447	0.022463	0.014055	0.029161	0.023213	0.024674
0.157258	0.112997	0.081168	0.085667	0.078993	0.078635
0.297123	-0.06807	0.021772	0.026406	0.006109	0.007436
-0.12247	0.00953	-0.07901	-0.0929	-0.09398	-0.08893
-0.07944	-0.0422	-0.06732	-0.09992	-0.10862	-0.10218
-0.03487	-0.01634	-0.00722	-0.05268	-0.06229	-0.05836
0.065039	0.138864	0.090989	0.067962	0.027158	0.026507
-0.01181	0.100064	0.049833	0.018646	0.014867	0.014738
-0.16244	0.100064	0.12326	0.058767	0.030508	0.030943
0.000485	0.08713	0.058251	0.103991	0.069455	0.070209
-0.14399	-0.0422	-0.02827	0.009598	0.020913	0.015061
0.080409	-0.05514	-0.05306	-0.06732	0.009842	0.002476
-0.13784	-0.06807	-0.08018	-0.02271	-0.03355	-0.03607
-0.09173	0.061263	0.04539	-0.04329	-0.01456	-0.01703
-0.20086	-0.21034	-0.20412	-0.19654	-0.17798	-0.16959
-0.21623	-0.28794	-0.24434	-0.21972	-0.21676	-0.20684
0.065039	-0.13274	-0.12929	-0.05808	-0.03813	-0.07331
-0.18703	-0.24914	-0.23171	-0.21458	-0.19297	-0.18424
-0.20086	-0.22327	-0.21792	-0.19223	-0.19838	-0.18988
-0.21777	-0.26207	-0.24458	-0.21686	-0.22063	-0.21058
-0.19625	-0.24914	-0.21885	-0.20842	-0.21097	-0.20132
0.275606	0.475132	0.374173	0.337838	0.4347	0.423892
-0.20854	-0.26207	-0.23826	-0.20198	-0.20319	-0.19407

Dalam proses pengestimasi regresi *ridge*, pemilihan tetapan bias  $\lambda$  merupakan hal yang paling penting dalam penelitian ini, penentuan tetapan bias  $\lambda$  ditempuh melalui pendekatan nilai VIF dan gambar *ridge trace*. Nilai dari koefisien  $\hat{\beta}(\lambda)$  dengan berbagai kemungkinan tetapan bias  $\lambda$  dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.9 Nilai VIF  $\hat{\beta}(\lambda)$  dengan Berbagai Nilai  $\lambda$

Nilai $\lambda$	VIF $\hat{\beta}_1(\lambda)$	VIF $\hat{\beta}_2(\lambda)$	VIF $\hat{\beta}_3(\lambda)$	VIF $\hat{\beta}_4(\lambda)$	VIF $\hat{\beta}_5(\lambda)$
0,000	11,354076	38,281745	49,415141	1773,0643	1782,2726
0,001	9,96959	32,3206	42,0843	93,8327	93,5199
0,002	9,20546	29,0023	36,7987	34,563	34,0524
0,003	8,57554	26,2731	32,4995	19,9911	19,5118
0,004	8,04235	23,9709	28,9445	14,0711	13,6506
0,005	7,58442	22,0015	25,968	10,9799	10,6176
0,006	7,18657	20,2985	23,4489	9,0997	8,78907
0,007	6,8375	18,8121	21,2966	7,8333	7,56734
0,008	6,52856	17,5043	19,4422	6,91678	6,68906
0,009	6,25302	16,3452	17,8322	6,21776	6,02268
0,010	6,00559	15,3115	16,4247	5,66322	5,49605
0,020	4,4336	9,0078	8,535	3,0882	3,0566
0,030	3,6164	6,0678	5,3569	2,1206	2,1249
0,040	3,0945	4,4119	3,7387	1,5971	1,6118
0,050	2,7213	3,3734	2,7929	1,2695	1,2865
0,060	2,4355	2,6742	2,1872	1,0464	1,0631
0,070	2,2062	2,1789	1,7732	0,88551	0,90101
0,080	2,0165	1,8142	1,476	0,76463	0,77866
0,090	1,8558	1,5373	1,2545	0,67081	0,6834
0,1	1,7174	1,3219	1,0842	0,59609	0,60736
0,2	0,94102	0,46831	0,41619	0,27014	0,27442
0,3	0,60923	0,25382	0,24063	0,16976	0,17189
0,4	0,43168	0,16704	0,16509	0,12298	0,12423
0,5	0,32472	0,12281	0,12457	0,098596	0,097413
0,6	0,255	0,096884	0,099855	0,079908	0,080479
0,7	0,20689	0,080183	0,083432	0,068492	0,068912
0,8	0,17219	0,06865	0,071821	0,060219	0,06054
0,9	0,14628	0,060255	0,063213	0,05395	0,054202
1	0,12637	0,053882	0,056587	0,049028	0,049231

Dari Tabel 4.9 tampak bahwa mulai tetapan bias  $\lambda = 0,000$  sampai pada  $\lambda = 1,000$ , VIF koefisien estimator  $\hat{\beta}(\lambda)$  semakin lama semakin kecil. Nilai VIF yang diambil adalah VIF yang relatif dekat dengan satu, sedangkan nilai koefisien estimator  $\hat{\beta}(\lambda)$  dengan berbagai kemungkinan tetapan bias  $\lambda$  dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.10 Nilai VIF  $\hat{\beta}(\lambda)$  dengan Berbagai arga  $\lambda$ 

Nilai $\lambda$	$\hat{\beta}_1(\lambda)$	$\hat{\beta}_2(\lambda)$	$\hat{\beta}_3(\lambda)$	$\hat{\beta}_4(\lambda)$	$\hat{\beta}_5(\lambda)$
0,000	0,11232	-0,062132	-0,19155	5,0702	-4,1241
0,001	0,058104	0,05091	-0,23901	1,4815	-0,55008
0,002	0,055657	0,057702	-0,2224	1,0274	-0,11715
0,003	0,056919	0,056862	-0,20306	0,84401	0,046482
0,004	0,058875	0,054573	-0,18454	0,74234	0,13002
0,005	0,060881	0,052156	-0,16741	0,67636	0,17931
0,006	0,062757	0,049982	-0,1517	0,62933	0,21097
0,007	0,064452	0,048149	-0,1373	0,59362	0,23242
0,008	0,065965	0,046665	-0,12409	0,56528	0,2475
0,009	0,067306	0,045505	-0,11192	0,54204	0,25837
0,010	0,068494	0,044634	-0,1007	0,5225	0,26634
0,020	0,075137	0,045349	-0,022853	0,41627	0,28647
0,030	0,077719	0,052413	0,021204	0,36722	0,28052
0,040	0,079201	0,060219	0,04957	0,33683	0,27183
0,050	0,08038	0,067445	0,069294	0,31549	0,26355
0,060	0,081492	0,073831	0,083728	0,29942	0,25619
0,070	0,082599	0,079403	0,094684	0,28673	0,24972
0,080	0,083714	0,084257	0,10323	0,27639	0,24403
0,090	0,084831	0,088499	0,11004	0,26773	0,239
0,1	0,08594	0,092223	0,11556	0,26035	0,23451
0,2	0,09542	0,11323	0,13931	0,21918	0,20631
0,3	0,10151	0,12144	0,14459	0,19984	0,19127
0,4	0,10151	0,12144	0,14459	0,19984	0,19127
0,5	0,10519	0,12507	0,14528	0,18758	0,18115
0,6	0,10844	0,12654	0,14073	0,16568	0,162
0,7	0,10888	0,12654	0,14073	0,16568	0,162
0,8	0,10885	0,12577	0,13863	0,1606	0,15739
0,9	0,1085	0,12473	0,13648	0,15612	0,15326
1	0,10791	0,12351	0,13432	0,15209	0,14951

Dari berbagai harga  $\lambda$  yang ada, nilai VIF mulai tampak ada penurunan pada  $\lambda$  sebesar 0,2. Harga  $\lambda$  yang memberikan nilai VIF relatif dekat dengan 1, yaitu pada  $\lambda$  sebesar 0,2 ini menunjukkan bahwa  $\lambda = 0,2$  koefisien  $\hat{\beta}$  stabil. Dengan demikian persamaan regresi *ridge* yang diperoleh jika  $\lambda$  yang diambil sebesar 0,2 yaitu:

$$\hat{y}^* = 0,09542 Z_1 + 0,11323 Z_2 + 0,13931 Z_3 + 0,21918 Z_4 + 0,20631 Z_5$$

#### 4.2.6 Uji Keberartian Regresi

Persamaan GWR dengan metode regresi *ridge* yang diperoleh adalah:

$$\hat{y}^* = 0,09542 Z_1 + 0,11323 Z_2 + 0,13931 Z_3 + 0,21918 Z_4 + 0,20631 Z_5$$

Kemudian akan diuji keberartian dari model tersebut, untuk melakukan pengujian regresi linear dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \beta = 0$  : tidak ada hubungan linear antara variabel  $X$  dengan variabel  $Y$

$H_1: \beta \neq 0$  : terdapat hubungan linear antara variabel  $X$  dengan variabel  $Y$

Tabel 4.11 Pengujian Kesesuain Model GWR Metode *Ridge*

Sumber Keragaman	JK	db	KT	F	F tabel
<i>Residual Global</i>	5508157,96	30			
<i>GWR residual</i>	78878,463	0,223	443401,18		
<i>GWR improvement</i>	5429279,5	29,777	181659,65	2,44083467	2,33

Berdasarkan Tabel 4.11 terlihat bahwa  $F_{hitung} = 2,44083467 > F_{tabel} = 2,33$  maka dapat dinyatakan terdapat hubungan linear antara variabel-variabel bebas  $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$  dengan variabel  $Y$ .

Setelah diketahui bahwa terdapat hubungan bebas linear antara variabel-variabel bebas  $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$  dengan variabel  $Y$ , maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian model GWR untuk mengetahui parameter apa saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kemiskinan di Jawa Timur setelah dimasukkan unsur pembobot geografis. Dengan menggunakan *software* GWR4 didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.12 Estimasi Model GWR dengan Pembobot Fungsi *Adaptive Bisquare*

Variable	SE	t(Est/SE)	$t_{37}^{0,05}$	Ket.
<i>Intercept</i>	69,598655	9,671014	2,03	Signifikan
$X_1$	103,608783	9,30071	2,03	Signifikan
$X_2$	189,948361	2,301504	2,03	Signifikan
$X_3$	168,514618	5,073142	2,03	Signifikan
$X_4$	235,789328	4,212315	2,03	Signifikan
$X_5$	95,526260	6,59805	2,03	Signifikan

Kemudian persamaan GWR dengan metode regresi *ridge* dikembalikan ke bentuk semula menjadi:

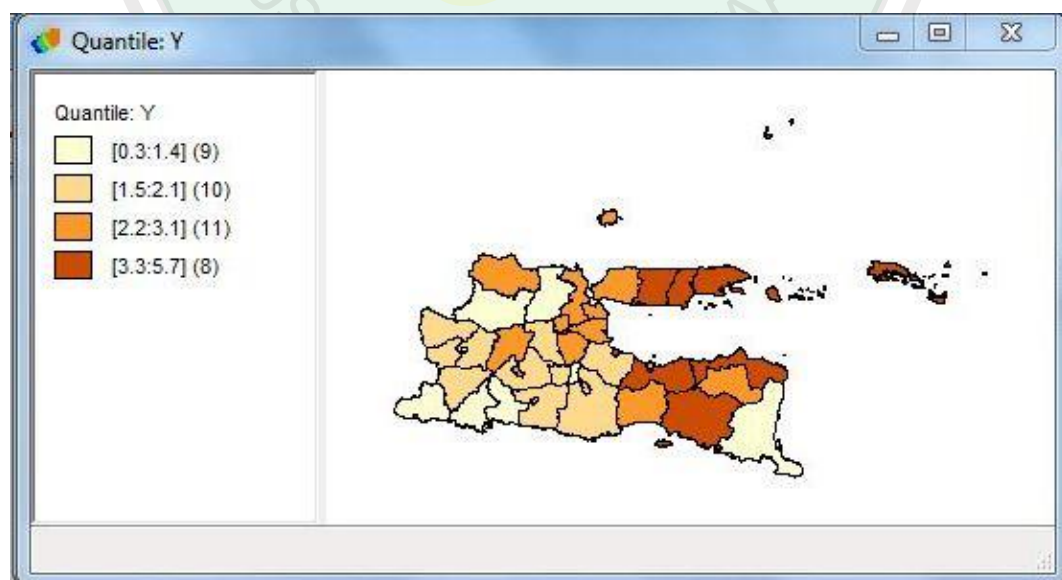
$$\hat{y} = 33,9385 + 0,8029_{x_1} + 0,0172_{x_2} + 0,0014_{x_3} + 0,002_{x_4} + 0,002_{x_5}$$

Dengan menggunakan  $\alpha = 5\%$  persamaan di atas dapat diketahui bahwa:

1. Setiap bertambah 5% jumlah tenaga medis di Jawa Timur, maka akan menambah jumlah kematian bayi sebesar 0,8%.
2. Setiap bertambah 5% pemberian ASI eksklusif di Jawa Timur, maka akan menambah jumlah kematian bayi sebesar 0,01%.
3. Setiap bertambah 5% pemberian vitamin di Jawa Timur, maka akan menurunkan jumlah kematian bayi sebesar 0,0014%.
4. Setiap bertambah 5% ibu sehat di Jawa Timur, maka akan menambah jumlah kematian bayi sebesar 0,002%.
5. Setiap bertambah 1% bayi sehat di Jawa Timur, maka akan menambah jumlah kematian bayi sebesar 0,002%.

#### 4.2.7 Output Peta

Statistik deskriptif berupa pemetaan tingkat kematian bayi di Jawa Timur tahun 2012 dapat dilihat pada Gambar 4.7, yaitu peta tematik untuk tingkat kematian bayi di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2012.



Gambar 4.7 Peta Tematik dari Tingkat Kematian Bayi di Jawa Timur Tahun 2012

Gambar 4.7 tersebut menjelaskan tentang tingkat kematian bayi untuk setiap kabupaten/kota di Jawa Timur. Dari gambar wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 4 kelompok, yakni mulai dari wilayah yang warnanya coklat tua sampai yang termuda warnanya. Berdasarkan peta tersebut terdapat beberapa daerah yang memiliki jumlah balita gizi buruk dengan kelompok jumlah tertinggi (ditandai dengan warna coklat tua) dengan persentase antara 3,3 sampai 5,7 yang terdiri dari 8 wilayah yaitu Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Sumenep, Kabupaten Situbondo, Kabupaten Sampang, Kota Pasuruan, Kabupaten Jember, Kabupaten Pamekasan, dan Kota Mojokerto. Kelompok dengan jumlah terendah (ditandai dengan warna putih) dengan persentase antara 0,3 sampai 1,4 yang terdiri dari 9 wilayah yaitu Kota Blitar, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Pacitan, Kota Batu, Kota Madiun, Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Banyuwangi, dan Kabupaten Lamongan.

Pengelompokan Kabupaten/Kota berdasarkan variabel yang signifikan dalam model GWR adalah seperti tabel berikut:

Tabel 4.13 Pengelompokan Variabel yang Signifikan Berdasarkan Kabupaten/Kota

<b>Kabupaten/Kota</b>	<b>Variabel yang Signifikan</b>
Ponorogo, Lumajang, Jember, Probolinggo, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Kota Madiun	$X_1, X_2, \text{ dan } X_5$
Pacitan dan Bojonegoro	$X_1, X_2, X_4, \text{ dan } X_5$
Trenggalek, Tulungagung, Pasuruan	$X_1, X_2, X_4, \text{ dan } X_5$
Bondowoso, Situbondo, Kota Probolinggo	$X_1, X_2, \text{ dan } X_5$
Lamongan, Gresik, Bangkalan, Kota Pasuruan, Kabupaten Sidoarjo, Kota Surabaya	$X_1, X_2, X_3, X_4, \text{ dan } X_5$
Kediri, Malang, Banyuwangi, Jombang,	$X_1, X_2, X_4, \text{ dan } X_5$

Kota Kediri, Kota Batu, Kota Malang	
Blitar, Mojokerto, Sampang, Pamekasan, Sumenep, Kota Blitar	$X_1, X_2, X_3,$ dan $X_5$
Kota Mojokerto dan Kabupaten Tuban	$X_1, X_2, X_3, X_4,$ dan $X_5$

Untuk melihat deskriptif peta tematik Jawa Timur, tingkat kematian bayi di Jawa Timur tahun 2012 dan peta variabel-variabel yang mempengaruhi dapat dilihat pada Lampiran 4.

#### 4.3 Kajian Agama Islam tentang Multikolinearitas

Istilah multikolinearitas ditemukan oleh Ragnar Frisch pada tahun 1934 yang berarti adanya hubungan linear di antara beberapa atau semua variabel bebas dalam model regresi. Multikolinearitas terjadi ketika terdapat korelasi antara dua atau lebih peubah dalam regresi. Adanya multikolinearitas mengakibatkan penduga koefisien regresi yang diperoleh dari metode kuadrat terkecil akan menghasilkan ragam yang besar, meskipun tidak bias (Mertha, 2008). Selain itu, multikolinearitas juga dapat menyebabkan tanda koefisien regresi berbeda dengan tanda korelasi sederhananya (Mertha, 2008). Dalam multikolinearitas terdapat dua jenis hubungan linear yang sempurna (multikolinearitas sempurna) dan hubungan linear kurang sempurna (multikolinearitas kurang sempurna).

Dalam kehidupan sehari-hari ini terdapat banyak sekali perilaku yang menggambarkan multikolinearitas. Sebagai umat Islam perilaku tersebut tentunya harus sesuai dengan syari'at sebagai pegangannya karena dengan berpegangan dengan syari'at tersebut akan menciptakan kemaslahatan dalam bersikap atau berperilaku yang menggambarkan multikolinearitas.

Pada bab sebelumnya telah dijelaskan mengenai adanya tugas manusia sebagai khalifah di bumi yang meliputi 3 variabel multikolinearitas yaitu manusia dengan Allah Swt., manusia dengan manusia lainnya, dan manusia dengan alam. Hubungan yang baik yang dilakukan oleh manusia terhadap ketiga variabel tersebut dapat menciptakan masyarakat yang tertata baik.

Manusia dalam penciptaannya hanya diciptakan untuk beribadah kepada Allah Swt. Syarat utama dalam manusia beribadah kepada Allah Swt. ialah dia harus yakin dengan rukun iman dan rukun Islam yang menjadi dasar Islam dalam syariatnya dan mengamalkannya dengan baik. Terjalannya hubungan yang baik antara manusia sebagai hamba dengan Allah Swt. berdampak pada kondisi *lahiriah* dan *bathiniyah* manusia tersebut. Dia akan merasa tenang hatinya, selalu berpikir positif pada semua pemberian dari Allah Swt., dan hal tersebut akan membawa kebaikan manusia tersebut dalam berperilaku. Berbeda apabila hubungan manusia dengan Allah Swt. tidak terjalin dengan baik akan menyebabkan kekosongan baik dalam hati maupun pikirannya. Dia akan selalu berprasangka buruk dalam segala hal pemberian Allah Swt., dan ini juga akan menciptakan perilaku yang buruk karena seolah-olah perbuatannya tidak diawasi oleh Allah Swt.

Selain tugas manusia menjalin hubungan yang baik dengan Allah Swt., manusia juga harus menjalin hubungan yang baik dengan manusia lainnya Karena sudah menjadi kewajiban manusia sebagai khalifah di muka bumi ini. Jika dalam perjalanannya terjadi perselisihan antar manusia akan terjadi bencana yang sangat dahsyat dimuka bumi ini karena dalam sejarahnya terjadi kekacauan yang luar biasa di muka bumi ini akibat terjalinnya hubungan buruk antar manusia, contohnya pada awal abad 21 yaitu terdapat dua perang besar yaitu perang dunia 1 dan perang dunia



2 yang dampaknya terjadi konflik di mana-mana, banyak berjatuh korban jiwa yang tentu dalam jumlah besar dan kerusakan lingkungan yang ditimbulkannya dalam konflik tersebut. Dan hubungan yang seperti itu bukan merupakan tujuan dari hubungan antar manusia karena berpotensi merusak sekeliling manusia.

Tujuan hubungan antar manusia adalah agar tercapainya kehidupan yang harmonis yaitu masing-masing orang saling bekerja sama dengan menyesuaikan diri terhadap satu dengan yang lain, dan memanfaatkan pengetahuan tentang faktor sosial dan psikologis. Dalam penyesuaian diri manusia sedemikian rupa sehingga penyesuaian diri ini terjadi dengan serasi dan selaras, dengan ketegangan dan pertentangan sedikit mungkin. Hal ini disebabkan karena di dalam masyarakat/lingkungan sosial, setiap orang mempunyai kepentingan dan harapan yang berbeda-beda atau bersesuaian satu sama lain. Suksesnya hubungan antar manusia sebagai akibat tidak mengabaikan sopan santun, ramah, tamah, hormat menghormati, menghargai orang lain, dan faktor etika. Hubungan antar manusia yang baik akan mengatasi hambatan-hambatan komunikasi, mencegah salah pengertian, dan mengembangkan segi konstruktif sifat tabiat manusia yang dipengaruhi oleh pembawaan dan lingkungan.

Salah satu cara seseorang melakukan hubungan antar manusia adalah dengan komunikasi antara individu atau komunikasi interpersonal. Agar hubungan antar manusia berjalan dengan baik salah satunya dapat ditunjang dengan menumbuhkan hubungan interpersonal yang baik. Salah satunya dengan membangun rasa saling percaya antar manusia. Bila antar manusia sudah saling percaya maka akan lebih mudah terbuka. Hal ini akan membuka saluran komunikasi, memperjelas pengiriman dan penerimaan komunikasi serta

memperluas peluang komunikasi untuk mencapai maksudnya. Kemudian antar manusia mempunyai sifat sportif. Sikap sportif adalah sikap yang mengurangi sikap melindungi diri dalam komunikasi yang terjadi dalam hubungan antar manusia. Dan juga sikap terbuka antar manusia amat besar pengaruhnya dalam menumbuhkan komunikasi interpersonal yang efektif. Dengan terjalinnya hubungan yang baik antar manusia akan menciptakan kemaslahatan bagi lingkungan sekitar.

Hubungan manusia dengan alam dengan menjalin hubungan yang baik sangatlah penting dalam keberlangsungan kehidupan di muka bumi. Apabila terjadi hubungan yang tidak baik seperti halnya eksploitasi besar-besaran yang dilakukan oleh umat manusia dalam hal sumber daya alam mineral, tambang, udara, dan tanah akan mengakibatkan bencana seperti banjir, tanah longsor, polusi udara, dan masih banyak lagi. Namun jika hubungan tersebut dilakukan dengan baik seperti halnya pemanfaatan sumber daya alam dengan secukupnya, penghijauan, tidak membuang sampah sembarangan akan mengakibatkan keharmonisan yang baik antara manusia dengan alam dan itu tentu sangat berguna bagi kelangsungan kehidupan ini.

Berdasarkan uraian di atas apabila ketiga variabel tersebut yaitu Allah Swt. manusia dan alam menjalin hubungan yang baik yaitu manusia dengan Allah Swt. manusia dengan manusia lainnya dan manusia dengan alam. Dengan ini manusia sebagai makhluk yang bertanggungjawab sebagai khalifah di bumi ini. Hubungan yang baik yang dilakukan oleh manusia terhadap ketiga variabel tersebut dapat menciptakan masyarakat yang tertata baik.

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan pada penelitian ini, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Estimasi parameter model GWR pada data yang mengandung multikolinearitas menggunakan metode regresi *ridge* didapatkan bentuk parameter berupa iterasi yaitu

$$\beta(u_i, v_i)^{m+1} = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^m \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i^m \mathbf{y}_i^*$$

dengan  $\mathbf{W}_i$  adalah matriks pembobot dan dilakukan hingga konvergen.

2. Model GWR yang mengandung multikolinearitas untuk kasus tingkat kematian bayi di Jawa Timur tahun 2012 adalah

$$\hat{y} = 33,9385 + 0,8029X_1 + 0,0172X_2 + 0,0014X_3 + 0,002X_4 + 0,002X_5$$

Berdasarkan hasil uji F dan uji T, variabel prediktor yaitu jumlah tenaga medis ( $x_1$ ), pemberian ASI eksklusif ( $x_2$ ), pemberian vitamin ( $x_3$ ), kesehatan ibu ( $x_4$ ), dan kesehatan bayi ( $x_5$ ) berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon yaitu jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012 ( $y$ ).

#### 5.2 Saran

Dari hasil penelitian ini ada beberapa saran yang dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya, antara lain:

1. Penelitian dilakukan dengan menggunakan metode lain ataupun fungsi

pembobot lainnya, agar multikolinearitas pada model GWR dapat diselesaikan dengan lebih baik.

2. Adanya penambahan variabel lain untuk mengetahui tingkat kematian bayi di Provinsi Jawa Timur yang lebih signifikan.



## DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah. 2013. *Tafsir Ibnu Katsir*. Jakarta: Pustaka Imam Syafi'i.
- Al-Jazairi, S.A.B.J. 2008. *Tafsir Al-Qur'an Al-Aisar*. Jakarta: Darus Sunnah.
- Al-Qurthubi, S.I. 2008. *Tafsir Al Qurthubi, Jilid 4*. Terjemahan Dudi Rosyadi, Nashirul Haq, dan Fathurrahman. Jakarta: Pustaka Azzam.
- Anselin, L. 1998. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Amsterdam: Kluwer Academic Publisher.
- Arumsari, N. 2011. *Penggunaan Pemodelan Geographically Weighted Lasso (GWL) pada Penderita Diare di Kabupaten Sumenep*. Tesis tidak dipublikasikan. Surabaya: ITS Surabaya.
- Aziz, A. 2010. *Ekonometrika Teori dan Praktek Eksperimen dengan Matlab*. Malang: UIN MALIKI PRESS.
- Bitter, C., Mullin, G. dan Dall'erba, S. 2007. *Incorporating Spasial Variation in Housing Atribute Prices. A comparition of Geographically Weighted Regression and the Spatial Expantion Method*. Munchen: Joss.
- Cressie, N.A.C. 1991. *Statistics for Spatial Data Revised ed*. New York: John Wiley and Sons.
- Draper, N. dan Smith, H. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Efron, B., Hastie, T. Johnstone, I. dan Tibshirani, R. 2004. Least Angle Regression. *Annals of Statistics* 32 (2).
- Fotheringham, A.S., Brundson, C. Dan Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression*. Chichester: John Wiley and Sons.
- Fox, J. 2002. *Robust Regression*. New York: John Wiley and Sons.
- Gillbert, A. dan Chakraborty, J. 2010. *Using Geographically Weighted Regression for Enviromental Justice Analysis: Cumulative Cancer Risks from Air Toxics in Florida*. Florida: Social Science Research.
- Gujarati. 2004. *Basic Economics: Fourth Edition*. New York: The Macgraw Hill.
- Harsono. 2012. *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2012*. Surabaya: Dinas Kesehatan.

- Hoer, A.E. dan Kennard, R.W. 1970. *Ridge Regression: Based Estimation Nonorthogonal Problems*, London: Technometric.
- Kurniawati, L. D. 2011. *Kekekaran Regresi Linier Ganda dengan Estimasi MM (Method of Moment) dalam Mengatasi Pencilan*. Tesis tidak dipublikasikan. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.
- Maronna, R.A., Martin R.D. dan Yohai J.V. 2006. *Robust Statistics: Theory and Method*. London: John Wiley & Sons.
- Mennis, J. 2006. *Mapping the Results of Geographically Weighted Regression*. Florida: The Cartographic.
- Mertha. W. 2008. *Analisis Hubungan Kondisi Sektor Ekonomi dan Pendidikan terhadap Angka Kemiskinan di Jawa Timur Menggunakan Metode Geographically Weighted Regression*. Skripsi tidak dipublikasikan. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- Montgomery, D.C. dan Peak, E.A. 1992. *Introduction to Linear Regression Analysis*, New York: John Wiley and Sons.
- Munawwir, 1994. *Ilmu Tafsir al-Quran*. Jakarta: Institut Ilmu Quran Press.
- Rahardjo, D. 1999. *Ensiklopedi Al-qur'an Tafsir Sosial Berdasarkan Konsep Agama Islam*. Yogyakarta: Pustaka Pelajar.
- Saifuddin. 1992. *Buku Ajar Neonatus Bayi dan Balita*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Sitohang, V. 2012. *Jawa Timur dalam Angka Tahun 2012*. Surabaya: Badan Pusat Statistik.
- Sudjana. 2003. *Teknik Analisis Regresi dan Korelasi*. Bandung: Tarsito Bandung.
- Sumodiningrat, R.K. 1995. *Ekonometrika Pengantar*. Yogyakarta: BPPE.
- Wheeler, D. dan Tiefelsdorf, M. 2005. *Multicollinearity And Correlation Among Local Regression Coefficients n Geographically Weighted Regression*. *Journal of Geographical System*. New York: John Wiley and Sons
- Yasin, H. 2013. Identifikasi Faktor-faktor Penyebab Kejadian Diare di Kota Semarang dengan Pendekatan Geographically Weighted Poisson Regression. *Jurnal Matematika dan Ilmu Pengetahuan*, 3(4):5-25.



## Lampiran 1 Variabel Penelitian

### 1.1 data Kematian Bayi Provinsi Jawa Timur 2012

NO	KABUPATEN/ KOTA	Y	X1	X2	NO	KABUPATEN/ KOTA	Y	X1	X2
1	Kota Batu	95	24	804	20	Kab. Probolinggo	115	22	920
2	Kota Mojokerto	196	31	1103	21	Kab. Blitar	144	24	1177
3	Kota Kediri	82	22	854	22	Kab. Kediri	209	36	1597
4	Kota Blitar	138	31	1236	23	Kab. Mojokerto	159	33	1421
5	Kota Malang	257	24	1459	24	Kab. Bondowoso	61	33	1735
6	Kota Probolinggo	273	37	1716	25	Kab. Gresik	167	32	1457
7	Kota Surabaya	203	39	2783	26	Kab. Ponorogo	73	22	1087
8	Kota Madiun	163	25	1285	27	Kab. Lumajang	219	21	981
9	Kota Pasuruan	460	49	2819	28	Kab. Malang	77	20	865
10	Kab. Sumenep	226	45	2250	29	Kab. Jombang	107	30	1402
11	Kab. Trenggalek	215	25	1048	30	Kab. Madiun	36	9	335
12	Kab. Pacitan	145	17	918	31	Kab. Nganjuk	26	3	163
13	Kab. Pamekasan	259	33	1312	32	Kab. Pasuruan	209	15	655
14	Kab. Sidoarjo	254	33	1867	33	Kab. Tuban	45	6	217
15	Kab. Sampang	335	26	1733	34	Kab. Ngawi	36	8	276



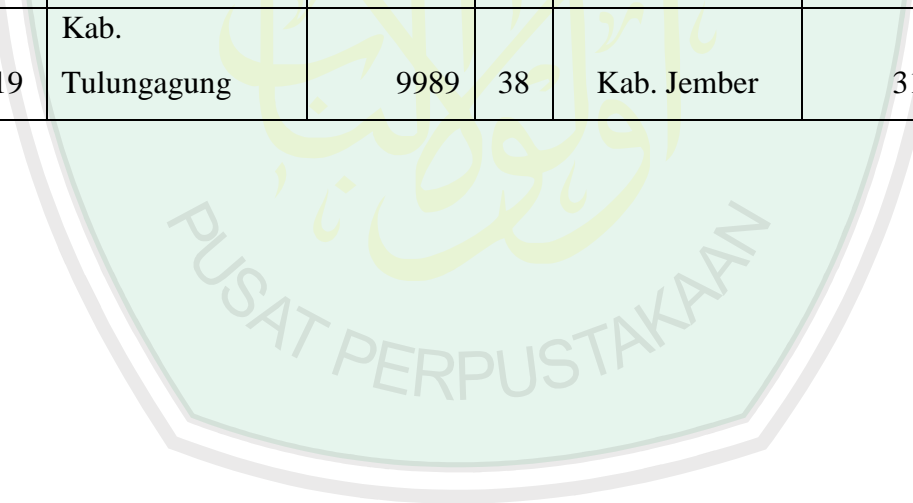
16	Kab. Bangkalan	193	27	1268	35	Kab. Banyuwangi	25	5	162
17	Kab. Situbondo	269	34	1555	36	Kab. Bojonegoro	39	6	272
18	Kab. Magetan	360	20	1301	37	Kab. Lamongan	346	62	2808
19	Kab. Tulungagung	87	26	870	38	Kab. Jember	31	5	189

NO	KABUPATEN/KOTA	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	NO	KABUPATEN/KOTA	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>
1	Kota Batu	6590	8269	20	Kab. Probolinggo	9347	10228
2	Kota Mojokerto	12948	13953	21	Kab. Blitar	12245	13492
3	Kota Kediri	9872	10805	22	Kab. Kediri	19645	19794
4	Kota Blitar	14922	17501	23	Kab. Mojokerto	16620	18928
5	Kota Malang	19877	20042	24	Kab. Bondowoso	19081	20030
6	Kota Probolinggo	25714	28484	25	Kab. Gresik	21855	22774
7	Kota Surabaya	43717	45387	26	Kab. Ponorogo	16065	19354
8	Kota Madiun	16006	16936	27	Kab. Lumajang	11347	18574
9	Kota Pasuruan	38484	44047	28	Kab. Malang	14083	15517
10	Kab. Sumenep	22247	27091	29	Kab. Jombang	12821	16855
11	Kab. Trenggalek	10033	11797	30	Kab. Madiun	3421	5341

12	Kab. Pacitan	9585	11200	31	Kab. Nganjuk	1999	2609
13	Kab. Pamekasan	18082	21321	32	Kab. Pasuruan	11914	15194
14	Kab. Sidoarjo	24981	28667	33	Kab. Tuban	2314	4285
15	Kab. Sampang	29577	37126	34	Kab. Ngawi	3685	3904
16	Kab. Bangkalan	17265	19516	35	Kab. Banyuwangi	2174	2336
17	Kab. Situbondo	20731	23446	36	Kab. Bojonegoro	2692	3017
18	Kab. Magetan	17096	18311	37	Kab. Lamongan	36199	48507
19	Kab. Tulungagung	9778	11259	38	Kab. Jember	3087	3565

<b>NO</b>	<b>KABUPATEN/ KOTA</b>	<b>X<sub>5</sub></b>	<b>NO</b>	<b>KABUPATEN/ KOTA</b>	<b>X<sub>5</sub></b>
1	Kota Batu	7399	20	Kab. Probolinggo	9129
2	Kota Mojokerto	12383	21	Kab. Blitar	11974
3	Kota Kediri	9669	22	Kab. Kediri	17483
4	Kota Blitar	15676	23	Kab. Mojokerto	16719
5	Kota Malang	17888	24	Kab. Bondowoso	17771
6	Kota Probolinggo	25343	25	Kab. Gresik	20320

7	Kota Surabaya	40103	26	Kab. Ponorogo	16740
8	Kota Madiun	14908	27	Kab. Lumajang	15923
9	Kota Pasuruan	38097	28	Kab. Malang	13421
10	Kab. Sumenep	23847	29	Kab. Jombang	14657
11	Kab. Trenggalek	10176	30	Kab. Madiun	4753
12	Kab. Pacitan	9687	31	Kab. Nganjuk	2335
13	Kab. Pamekasan	18278	32	Kab. Pasuruan	13519
14	Kab. Sidoarjo	24794	33	Kab. Tuban	3802
15	Kab. Sampang	33042	34	Kab. Ngawi	3436
16	Kab. Bangkalan	17364	35	Kab. Banyuwangi	2092
17	Kab. Situbondo	20867	36	Kab. Bojonegoro	2693
18	Kab. Magetan	16245	37	Kab. Lamongan	43280
19	Kab. Tulungagung	9989	38	Kab. Jember	3164



<b>NO</b>	<b>KABUPATEN/ KOTA</b>	<b>Longitude</b>	<b>Latitude</b>	<b>NO</b>	<b>KABUPATEN/ KOTA</b>	<b>Longitude</b>	<b>Latitude</b>
1	Kota Batu	122.37	7.85	20	Kab. Probolinggo	112.4	7.75
2	Kota Mojokerto	112.43	7.472	21	Kab. Blitar	111.75	7.835
3	Kota Kediri	112.001	7.816	22	Kab. Kediri	111.825	7.68
4	Kota Blitar	112.21	8.5	23	Kab. Mojokerto	111.79	7.31
5	Kota Malang	112.065	7.54	24	Kab. Bondowoso	113.48	7.5
6	Kota Probolinggo	113.125	7.46	25	Kab. Gresik	112.5	7.5
7	Kota Surabaya	112.734	7.28	26	Kab. Ponorogo	111.345	7.845
8	Kota Madiun	111.5	7.5	27	Kab. Lumajang	112.86	7.875
9	Kota Pasuruan	112.5	7.4	28	Kab. Malang	117.37	7.85
10	Kab. Sumenep	114.735	5.895	29	Kab. Jombang	112.282	7.54
11	Kab. Trenggalek	111.675	7.935	30	Kab. Madiun	111.38	7.3
12	Kab. Pacitan	111.102	8.201	31	Kab. Nganjuk	111.59	7.395
13	Kab. Pamekasan	113.375	6.91	32	Kab. Pasuruan	112.8	7.8
14	Kab. Sidoarjo	112.7	7.4	33	Kab. Tuban	111.825	6.79

15	Kab. Sampang	113.235	6.59	34	Kab. Ngawi	111.25	7.26
16	Kab. Bangkalan	112.74	6.81	35	Kab. Banyuwangi	113.86	7.395
17	Kab. Situbondo	113.86	7.395	36	Kab. Bojonegoro	111.67	6.97
18	Kab. Magetan	111.2	7.38	37	Kab. Lamongan	122.365	6.87
19	Kab. Tulungagung	112.4	7.75	38	Kab. Jember	113.6	7.95

### 1.2 Data Transformasi

$Y^R$	$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$	$Z_4$	$Z_5$
-0.11018	-0.01634	-0.09445	-0.14487	-0.13642	-0.12883
0.045058	0.074197	-0.02453	-0.04122	-0.05575	-0.05206
-0.13016	-0.0422	-0.08276	-0.09137	-0.10043	-0.09386
-0.04409	0.074197	0.006572	-0.00904	-0.00539	-0.00133
0.138814	-0.01634	0.058719	0.071744	0.030678	0.032746
0.163406	0.151797	0.118817	0.166903	0.150501	0.147585
0.055817	0.177664	0.368327	0.460403	0.390416	0.374952
-0.00566	-0.0034	0.018031	0.008636	-0.01341	-0.01316
0.450822	0.306998	0.376745	0.37509	0.371396	0.344051
0.091167	0.255264	0.243689	0.110382	0.130729	0.12454
0.074261	-0.0034	-0.03739	-0.08874	-0.08635	-0.08605
-0.03333	-0.10687	-0.06779	-0.09604	-0.09482	-0.09359

0.141888	0.100064	0.024344	0.04248	0.048832	0.038753
0.134203	0.100064	0.154127	0.154954	0.153098	0.139128
0.258699	0.00953	0.122792	0.229881	0.273162	0.266182
0.040447	0.022463	0.014055	0.029161	0.023213	0.024674
0.157258	0.112997	0.081168	0.085667	0.078993	0.078635
0.297123	-0.06807	0.021772	0.026406	0.006109	0.007436
-0.12247	0.00953	-0.07901	-0.0929	-0.09398	-0.08893
-0.07944	-0.0422	-0.06732	-0.09992	-0.10862	-0.10218
-0.03487	-0.01634	-0.00722	-0.05268	-0.06229	-0.05836
0.065039	0.138864	0.090989	0.067962	0.027158	0.026507
-0.01181	0.100064	0.049833	0.018646	0.014867	0.014738
-0.16244	0.100064	0.12326	0.058767	0.030508	0.030943
0.000485	0.08713	0.058251	0.103991	0.069455	0.070209
-0.14399	-0.0422	-0.02827	0.009598	0.020913	0.015061
0.080409	-0.05514	-0.05306	-0.06732	0.009842	0.002476
-0.13784	-0.06807	-0.08018	-0.02271	-0.03355	-0.03607
-0.09173	0.061263	0.04539	-0.04329	-0.01456	-0.01703
-0.20086	-0.21034	-0.20412	-0.19654	-0.17798	-0.16959
-0.21623	-0.28794	-0.24434	-0.21972	-0.21676	-0.20684
0.065039	-0.13274	-0.12929	-0.05808	-0.03813	-0.07331
-0.18703	-0.24914	-0.23171	-0.21458	-0.19297	-0.18424
-0.20086	-0.22327	-0.21792	-0.19223	-0.19838	-0.18988
-0.21777	-0.26207	-0.24458	-0.21686	-0.22063	-0.21058
-0.19625	-0.24914	-0.21885	-0.20842	-0.21097	-0.20132
0.275606	0.475132	0.374173	0.337838	0.4347	0.423892
-0.20854	-0.26207	-0.23826	-0.20198	-0.20319	-0.19407

PERPUSTAKA



**Lampiran 2 Output Program SPSS.16**

**2.1 Uji Multikolinieritas**

**Coefficients<sup>a</sup>**

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Correlations			Collinearity Statistics	
	B	Std. Error	Beta			Zero-order	Partial	Part	Tolerance	VIF
1 (Constant)	29.551	25.149		1.175	.249					
X1	.935	2.945	.112	.318	.753	.705	.056	.033	.088	11.354
X2	-.009	.099	-.062	-.096	.924	.764	-.017	-.010	.026	38.282
X3	-.002	.008	-.192	-.260	.797	.775	-.046	-.027	.020	49.415
X4	.047	.041	5.070	1.147	.260	.796	.199	.120	.001	1.773E3
X5	-.043	.046	-4.124	-.931	.359	.794	-.162	-.098	.001	1.782E3

a. Dependent Variable: Y





## 2.2 Uji Autokorelasi

Model Summary<sup>b</sup>

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.805 <sup>a</sup>	.648	.592	68.28110	1.794

a. Predictors: (Constant), X5, X1, X2, X3, X4

b. Dependent Variable: Y



### 2.3 Uji Homoskedastisitas

Correlations

			X1	X2	X3	X4	X5	absres
Spearman's rho	X1	Correlation Coefficient	1.000	.911**	.862**	.854**	.854**	.182
		Sig. (2-tailed)	.	.000	.000	.000	.000	.275
		N	38	38	38	38	38	38
	X2	Correlation Coefficient	.911**	1.000	.957**	.947**	.947**	.289
		Sig. (2-tailed)	.000	.	.000	.000	.000	.079
		N	38	38	38	38	38	38
	X3	Correlation Coefficient	.862**	.957**	1.000	.984**	.985**	.378*
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.	.000	.000	.019
		N	38	38	38	38	38	38
	X4	Correlation Coefficient	.854**	.947**	.984**	1.000	.999**	.355*
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.	.000	.029
		N	38	38	38	38	38	38
	X5	Correlation Coefficient	.854**	.947**	.985**	.999**	1.000	.365*
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.	.024
		N	38	38	38	38	38	38
absres		Correlation Coefficient	.182	.289	.378*	.355*	.365*	1.000
		Sig. (2-tailed)	.275	.079	.019	.029	.024	.

	N	38	38	38	38	38	38
--	---	----	----	----	----	----	----

\*\* . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

\* . Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

## 2.4 Uji Normalitas

**One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test**

		Unstandardized Residual
N		38
Normal Parameters <sup>a</sup>	Mean	.0000000
	Std. Deviation	63.50013043
Most Extreme Differences	Absolute	.124
	Positive	.085
	Negative	-.124
Kolmogorov-Smirnov Z		.765
Asymp. Sig. (2-tailed)		.601
a. Test distribution is Normal.		

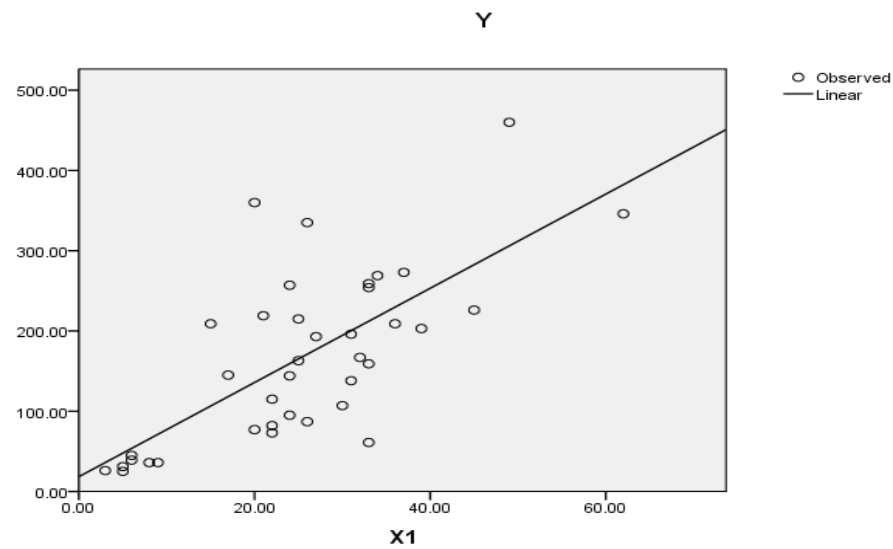
## 2.5 Uji Linieritas

### Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable: Y

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.497	35.517	1	36	.000	18.417	5.869

The independent variable is X1.

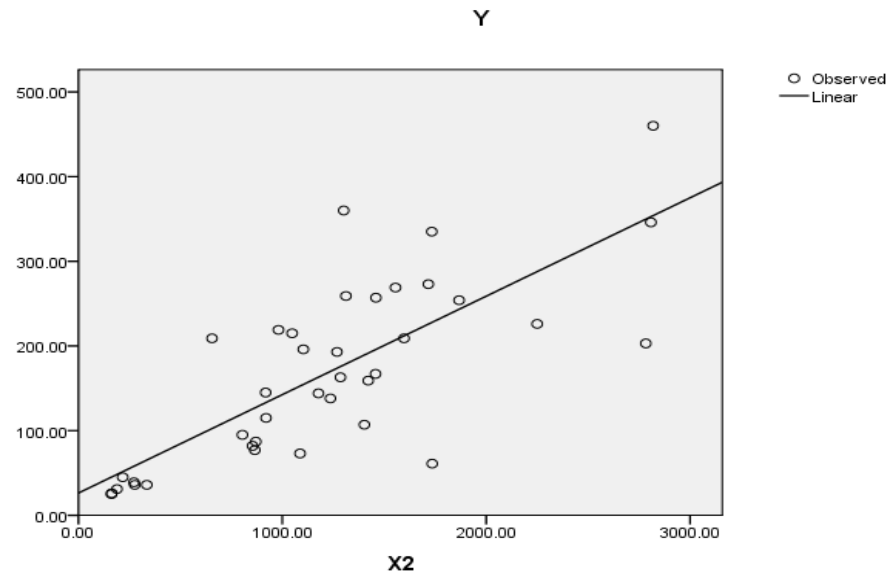


### Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable: Y

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.584	50.449	1	36	.000	26.296	.116

The independent variable is X2.

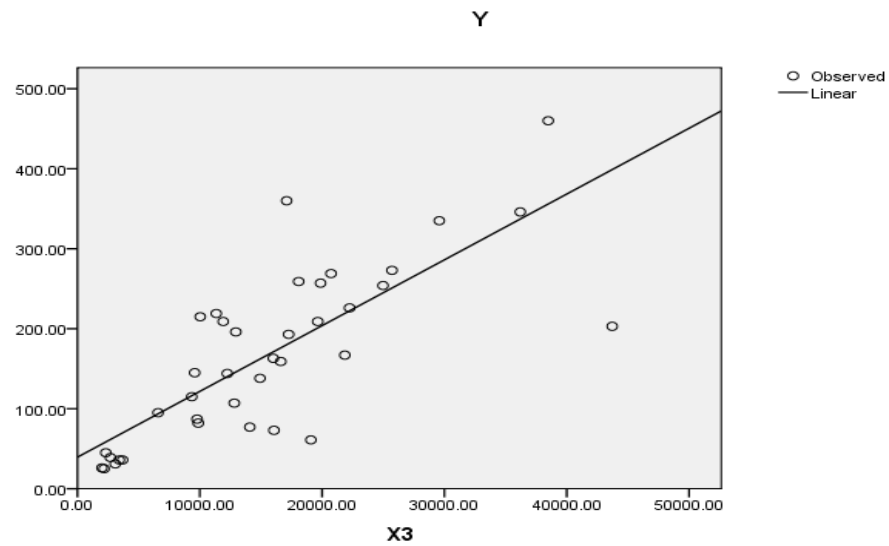


### Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable:Y

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.601	54.251	1	36	.000	39.411	.008

The independent variable is X3.

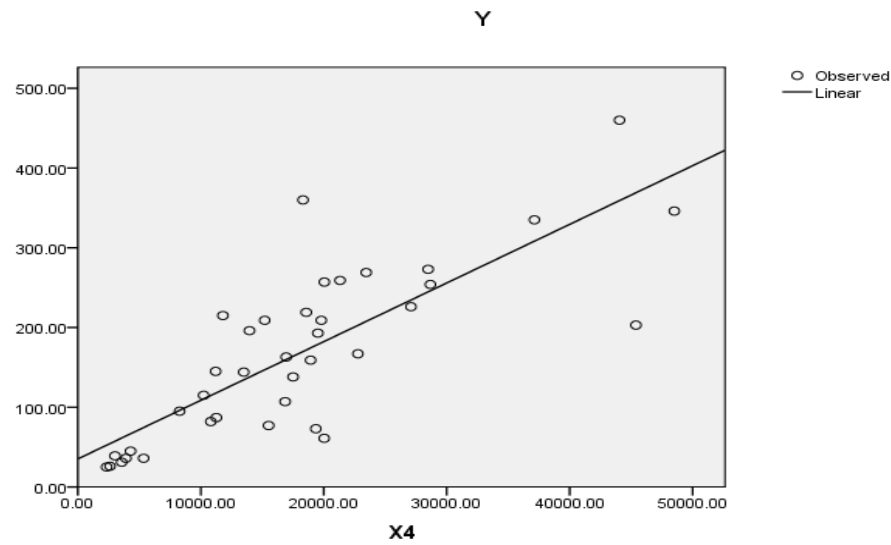


### Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable: Y

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.634	62.424	1	36	.000	35.183	.007

The independent variable is X4.

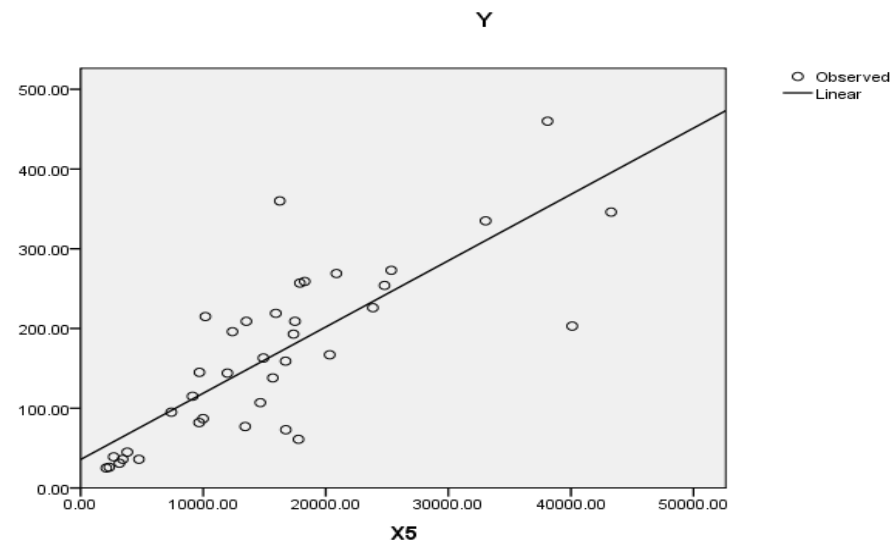


### Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable: Y

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.630	61.308	1	36	.000	35.644	.008

The independent variable is X5.





### Lampiran 3: Output Model GWR dengan GWR4

```
*****
*           Semiparametric Geographically Weighted Regression           *
*           Release 1.0.80 (GWR 4.0.80)                               *
*           12 March 2014                                             *
*           (Originally coded by T. Nakaya: 1 Nov 2009)                *
*
*           Tomoki Nakaya(1), Martin Charlton(2), Paul Lewis(2),      *
*           Jing Yao (3), A. Stewart Fotheringham (3), Chris Brunson (2) *
*           (c) GWR4 development team                                  *
* (1)Ritsumeikan University, (2)National University of Ireland, Maynooth,*
* (3) University of St. Andrews                                       *
*****
Program began at 4/27/2015 12:35:24 PM
*****
Session: AnGWR
Session control file: D:\proposal.. ^_^ \ahmad Skripsi\hasilAnGWR.ct1
*****
Data filename: D:\proposal.. ^_^ \ahmad Skripsi\hasilAnGWR.csv
Number of areas/points: 38

Model settings-----
Model type: Gaussian
Geographic kernel: adaptive bi-square
Method for optimal bandwidth search: interval search
Criterion for optimal bandwidth: AIC
Number of varying coefficients: 8
Number of fixed coefficients: 0

Modelling options-----
Standardisation of independent variables: On
Testing geographical variability of local coefficients: On
Local to Global Variable selection: OFF
Global to Local Variable selection: OFF
Prediction at non-regression points: OFF

Variable settings-----
Area key: field1: No
Easting (x-coord): field11 : Longitude
Northing (y-coord): field12: Latitude
Lat-lon coordinates: Spherical distance
Dependent variable: field3: Balita
Offset variable is not specified
Intercept: varying (Local) intercept
Independent variable with varying (Local) coefficient: field4: TT1
Independent variable with varying (Local) coefficient: field5: Neonatal
Independent variable with varying (Local) coefficient: field6: ASI
Independent variable with varying (Local) coefficient: field7: Pelayanan
Independent variable with varying (Local) coefficient: field8: Pelayanan
Independent variable with varying (Local) coefficient: field9: BPHS
Independent variable with varying (Local) coefficient: field10: Ahli
*****

*****
Global regression result
*****
< Diagnostic information >
Residual sum of squares:          5508157.960596
Number of parameters:              8
(Note: this num does not include an error variance term for a Gaussian model)
ML based global sigma estimate:    380.725000
```

Unbiased global sigma estimate: 428.491850  
 -2 log-likelihood: 559.437205  
 Classic AIC: 577.437205  
 AICc: 583.865777  
 BIC/MDL: 592.175481  
 CV: 223551.126670  
 R square: 0.564063  
 Adjusted R square: 0.443805

Variable	Estimate	Standard Error	t (Est/SE)
Intercept	673.089571	69.598655	9.671014
x1	134.764943	103.608783	1.300710
x2	437.167001	189.948361	2.301504
x3	-103.103835	168.514618	-0.611839
x4	50.061678	235.789328	0.212315
x5	57.129938	95.526260	0.598055

\*\*\*\*\*  
 GWR (Geographically weighted regression) bandwidth selection  
 \*\*\*\*\*

Bandwidth search <interval search> min, max, step

Bandwidth	Dev	trace(Hat)	Criterion
38.000	557.968	10.497	580.962
Valid_fit			
37.000	557.957	10.541	581.039
Valid_fit			
36.000	556.787	11.579	581.945
Valid_fit			
35.000	553.482	13.253	581.988
Valid_fit			
34.000	550.161	15.187	582.535
Valid_fit			
33.000	547.995	15.765	581.525
Valid_fit			
32.000	547.108	16.241	581.589
Valid_fit			
31.000	545.857	16.752	581.360
Valid_fit			
30.000	544.589	17.227	581.043
Valid_fit			
29.000	543.648	17.646	580.940
Valid_fit			
28.000	542.434	18.541	581.515
Valid_fit			
27.000	540.971	19.182	581.335
Valid_fit			
26.000	540.379	20.008	582.395
Valid_fit			
25.000	538.092	20.597	581.287
Valid_fit			
24.000	537.107	21.194	581.496
Valid_fit			
23.000	536.602	21.941	582.484
Valid_fit			
22.000	535.209	22.560	582.329
Valid_fit			
21.000	534.085	23.772	583.629
Valid_fit			
20.000	531.482	24.646	582.774
Valid_fit			
19.000	527.114	25.526	580.165

```

Valid_fit
Bandwidth: 18.000 Dev: 511.296 trace(Hat): 26.952 Criterion: 567.200
Valid_fit
Bandwidth: 17.000 Dev: 509.136 trace(Hat): 27.841 Criterion: 566.818
Valid_fit
Bandwidth: 16.000 Dev: 484.962 trace(Hat): 29.312 Criterion: 545.587
Valid_fit
Bandwidth: 15.000 Dev: 468.104 trace(Hat): 30.795 Criterion: 531.694
Valid_fit
Bandwidth: 14.000 Dev: 463.596 trace(Hat): 32.284 Criterion: 530.164
Valid_fit
Bandwidth: 13.000 Dev: 454.269 trace(Hat): 33.686 Criterion: 523.641
Valid_fit
Bandwidth: 12.000 Dev: 447.232 trace(Hat): 34.415 Criterion: 518.061
Valid_fit
Bandwidth: 11.000 Dev: 427.639 trace(Hat): 36.320 Criterion: 502.279
Valid_fit
Bandwidth: 10.000 Dev: 398.086 trace(Hat): 37.358 Criterion: 474.802
Valid_fit
Bandwidth: 9.000 Dev: 457.298 trace(Hat): 40.915 Criterion: 541.129
Invalid_fit
Bandwidth: 8.000 Dev: 709.559 trace(Hat): 29.344 Criterion: 770.248
Invalid_fit
Bandwidth: 7.000 Dev: 983.032 trace(Hat): -57.373 Criterion: 870.286
Invalid_fit
Bandwidth: 6.000 Dev: 795.777 trace(Hat): -20.578 Criterion: 756.621
Invalid_fit
Bandwidth: 5.000 Dev: NaN trace(Hat): NaN Criterion: NaN
Invalid_fit
Bandwidth: 4.000 Dev: NaN trace(Hat): NaN Criterion: NaN
Invalid_fit
Bandwidth: 3.000 Dev: NaN trace(Hat): NaN Criterion: NaN
Invalid_fit
Bandwidth: 2.000 Dev: NaN trace(Hat): NaN Criterion: NaN
Invalid_fit
Bandwidth: 1.000 Dev: NaN trace(Hat): NaN Criterion: NaN
Invalid_fit
Best bandwidth size 38.000
Minimum AIC 474.802

```

\*\*\*\*\*

GWR (Geographically weighted regression) result

\*\*\*\*\*

Bandwidth and geographic ranges

```

Bandwidth size: 38.000000
Coordinate      Min           Max           Range
-----
X-coord         111.100000    122.370000    1243.255379
Y-coord         5.900000      8.500000      289.107217

```

(Note: Ranges are shown in km.)

Diagnostic information

```

Residual sum of squares: 78878.463293
Effective number of parameters (model: trace(S)): 37.357705
Effective number of parameters (variance: trace(S'S)): 36.938857
Degree of freedom (model: n - trace(S)): 0.642295
Degree of freedom (residual: n - 2trace(S) + trace(S'S)): 0.223447
ML based sigma estimate: 45.560389
Unbiased sigma estimate: 594.144715
-2 log-likelihood: 398.086268
Classic AIC: 474.801678
AICc: -1749.055897
BIC/MDL: 537.615724

```

CV: 13249055059.115300  
 R square: 0.993757  
 Adjusted R square: 1.297445

\*\*\*\*\*  
 << Geographically varying (Local) coefficients >>  
 \*\*\*\*\*

Estimates of varying coefficients have been saved in the following file.  
 Listwise output file: D:\SEMANGAT.. ^\_\Proposal Skripsi\hasilAnGWR\_listwise.csv

Summary statistics for varying (Local) coefficients

Variable	Mean	STD
Intercept	-7040.070106	17312.969366
x1	-26842.622831	58280.299082
x2	672.347383	1902.912006
x3	-877.975854	2262.432786
x4	588.307446	2415.398449
x5	188.004078	1314.216135

Variable	Min	Max	Range
Intercept	-91299.386249	2826.127434	94125.513682
X1	-312818.118325	12063.358425	324881.476750
X2	-3297.913977	6724.897611	10022.811588
X3	-8534.744010	1176.383761	9711.127771
X4	-7009.036076	5011.951017	12020.987092
X5	-4196.061622	3615.955845	7812.017466

Variable	Lwr Quartile	Median	Upr Quartile
Intercept	-14795.727194	511.938634	1094.462910
X1	-55269.409983	-396.652918	552.029637
X2	-707.748582	113.175120	1191.288300
X3	-1298.512047	38.761157	450.192234
X4	-621.881963	-127.565192	2837.254104
X5	-315.676979	209.333019	675.760327

Variable	Interquartile R	Robust STD
Intercept	15890.190104	11779.236549
X1	55821.439620	41379.866286
X2	1899.036883	1407.736755
X3	1748.704281	1296.296724
X4	3459.136067	2564.222437
X5	991.437306	734.942406
BPHS	743.571915	551.202309
Ahli	1132.735516	839.685334

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

\*\*\*\*\*  
 GWR ANOVA Table  
 \*\*\*\*\*

Source	SS	DF	MS	F
Global Residuals	5508157.961	30.000		
GWR Improvement	5429279.497	29.777	181659.048	
GWR Residuals	78878.463	0.223	443401.179	2.44083467

\*\*\*\*\*  
 Geographical variability tests of local coefficients  
 \*\*\*\*\*

Variable	F	DOF for F test	DIFF of Criterion
----------	---	----------------	-------------------

Intercept	5.861137	1.008	0.642	-86.214173
X1	2.582348	1.076	0.642	-61.417945
X2	0.355608	1.278	0.642	-17.777146
X3	26.775273	1.533	0.642	-155.508885
X4	38.729182	3.721	0.642	-198.432259
X5	0.539026	1.761	0.642	-30.954422

Note: positive value of diff-Criterion (AICc, AIC, BIC/MDL or CV) suggests no spatial variability in terms of model selection criteria.

F test: in case of no spatial variability, the F statistics follows the F distribution of DOF for F test.

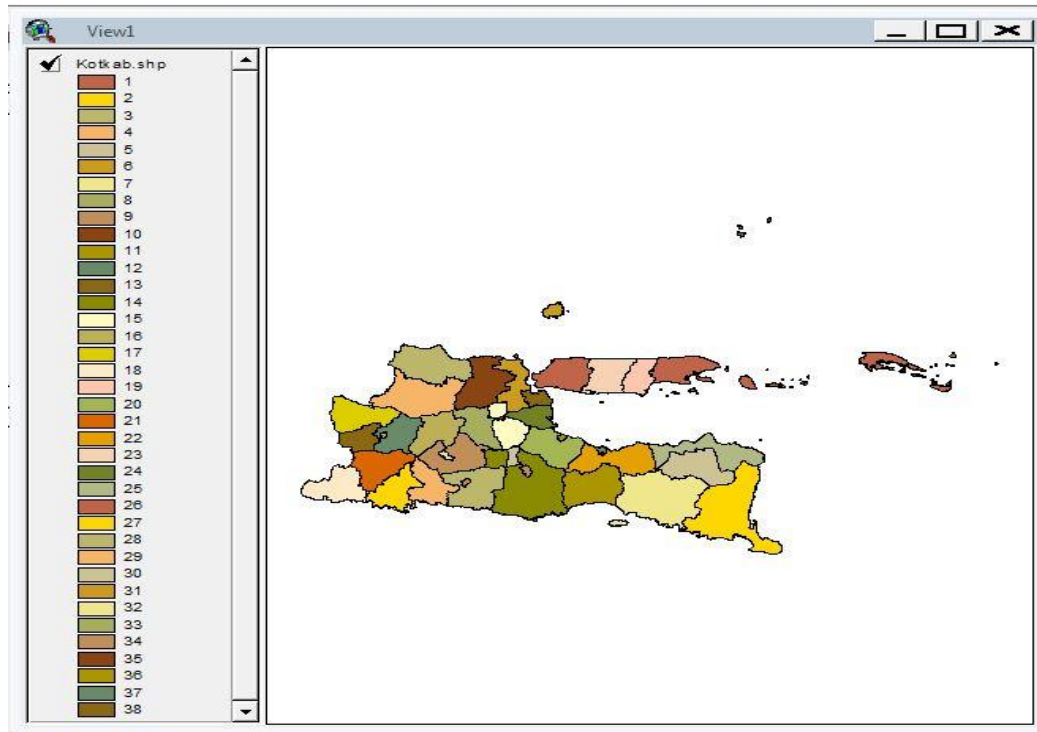
\*\*\*\*\*

Program terminated at 4/27/2015 12:35:26 PM



## Lampiran 4: Peta Tematik Tingkat Kematian Bayi di Jawa Timur dengan ArcGIS

### 1. Peta Jawa Timur

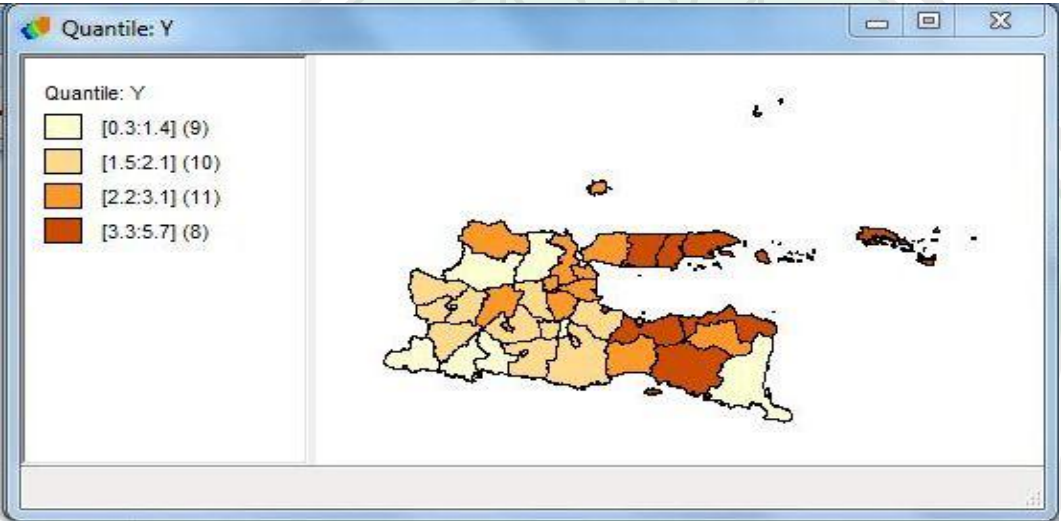


Keterangan:

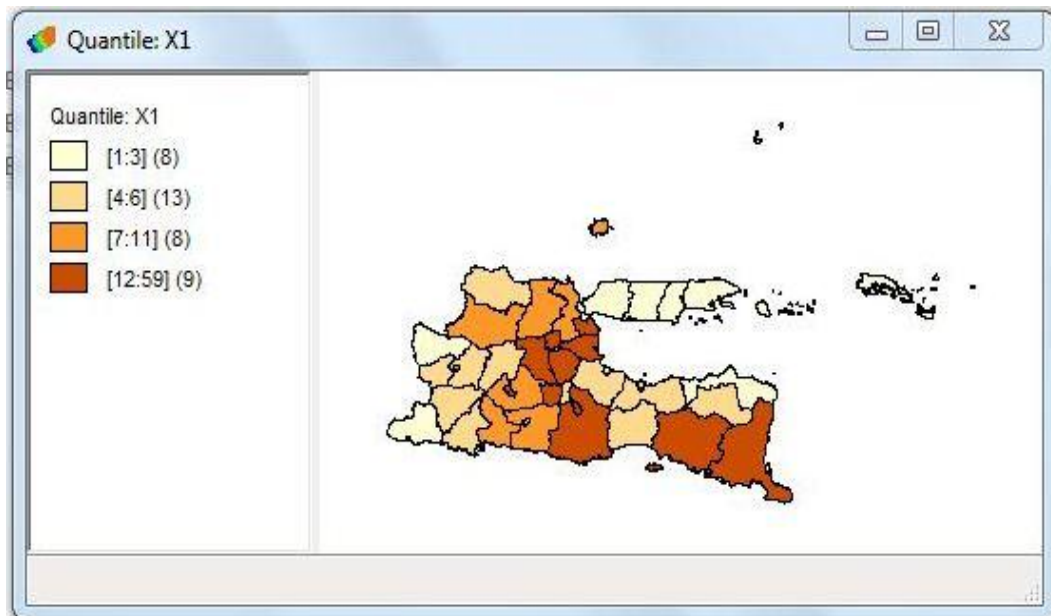
1 = Kab. Bangkalan	20 = Kab. Pasuruan
2 = Kab. Banyuwangi	21 = Kab. Ponorogo
3 = Kab. Blitar	22 = Kab. Probolinggo
4 = Kab. Bojonegoro	23 = Kab. Sampang
5 = Kab. Bondowoso	24 = Kab. Sidoarjo
6 = Kab. Gresik	25 = Kab. Situbondo
7 = Kab. Jember	26 = Kab. Sumenep
8 = Kab. Jombang	27 = Kab. Trenggalek
9 = Kab. Kediri	28 = Kab. Tuban
10 = Kab. Lamongan	29 = Kab. Tulungagung
11 = Kab. Lumajang	30 = Kota Batu
12 = Kab. Madiun	31 = Kota Blitar
13 = Kab. Magetan	32 = Kota Kediri

14 = Kab. Malang	33 = Kota Madiun
15 = Kab. Mojokerto	34 = Kota Malang
16 = Kab. Nganjuk	35 = Kota Mojokerto
17 = Kab. Ngawi	36 = Kota Pasuruan
18 = Kab. Pacitan	37 = Kota Probolinggo
19 = Kab. Pamekasan	38 = Kota Surabaya

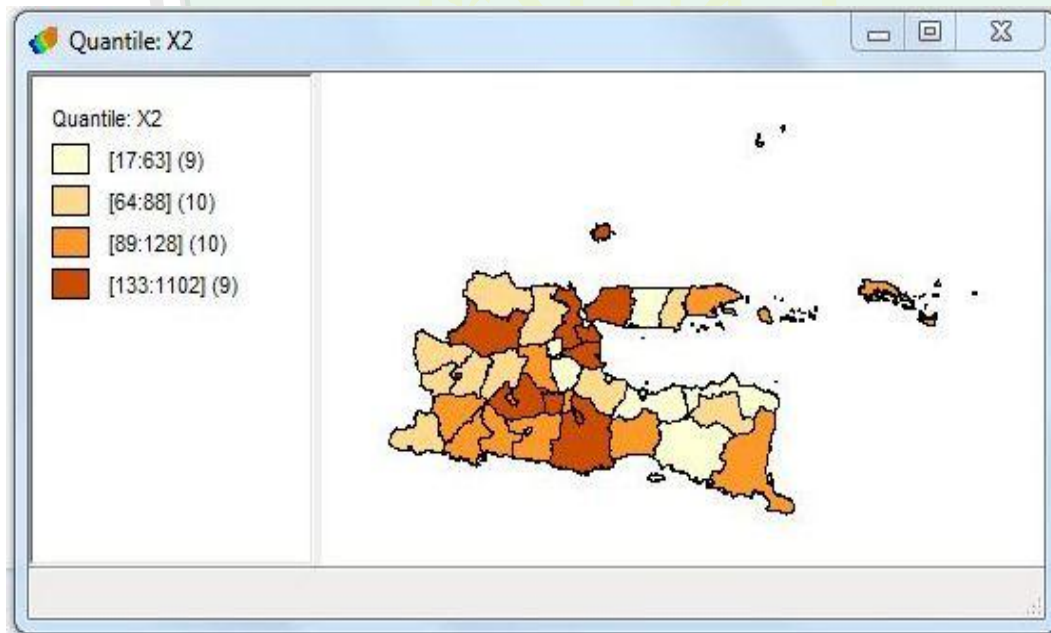
2. Peta Tematik dari Jumlah Kematian Bayi setiap Kota/Kabupaten di Jawa Timur



3. Peta Tematik dari Jumlah Tenaga Medis di setiap Kota/Kabupaten di Jawa Timur

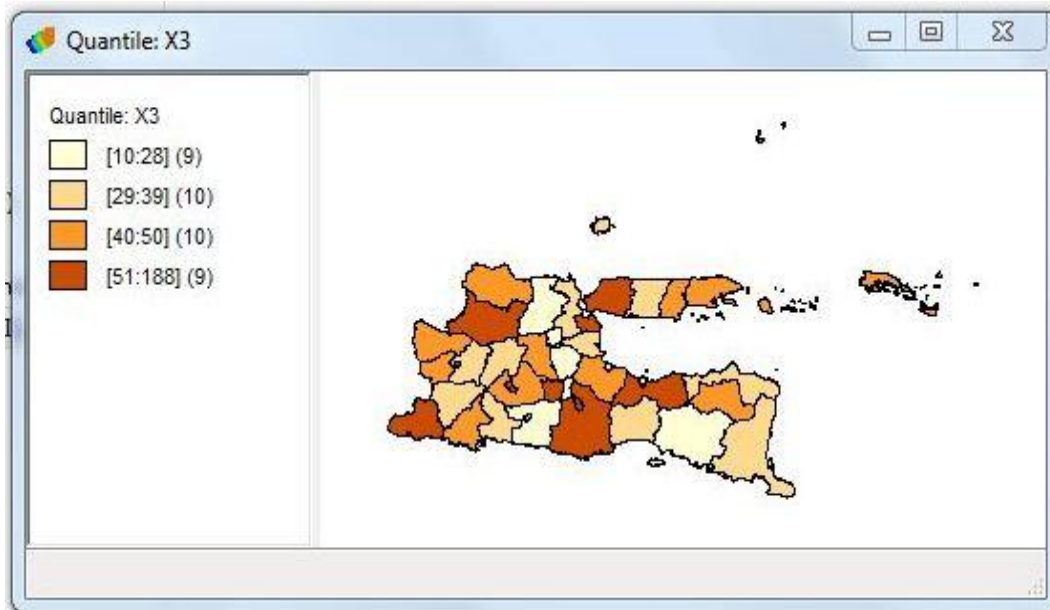


4. Peta Tematik dari Pemberian Asi Eksklusif di setiap Kota/Kabupaten di Jawa Timur

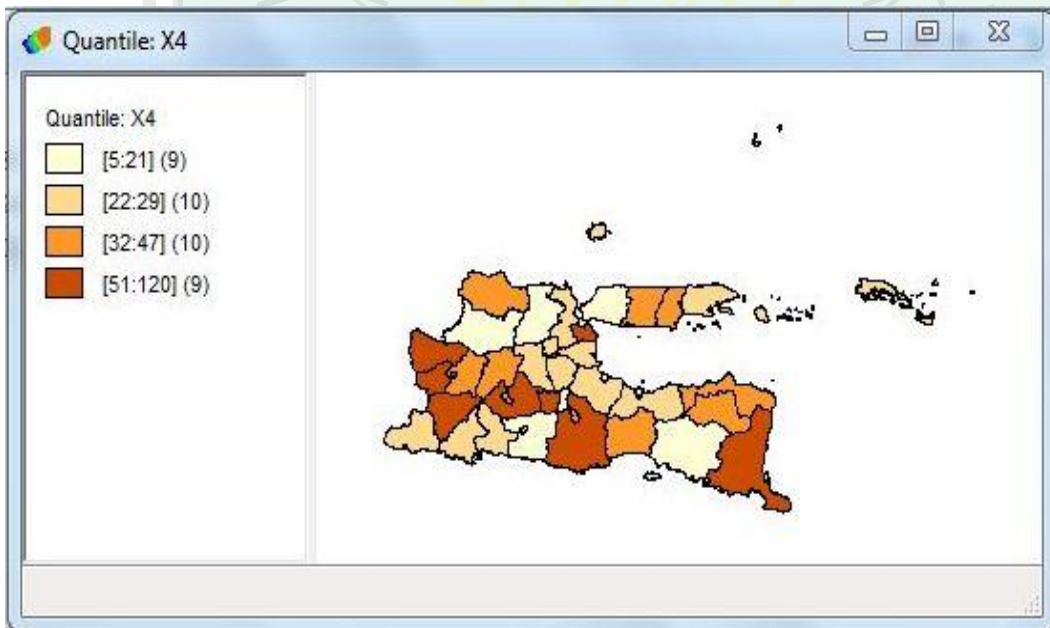


5. Peta Tematik dari Pemberian Vitamin di setiap Kota/Kabupaten di Jawa Timur

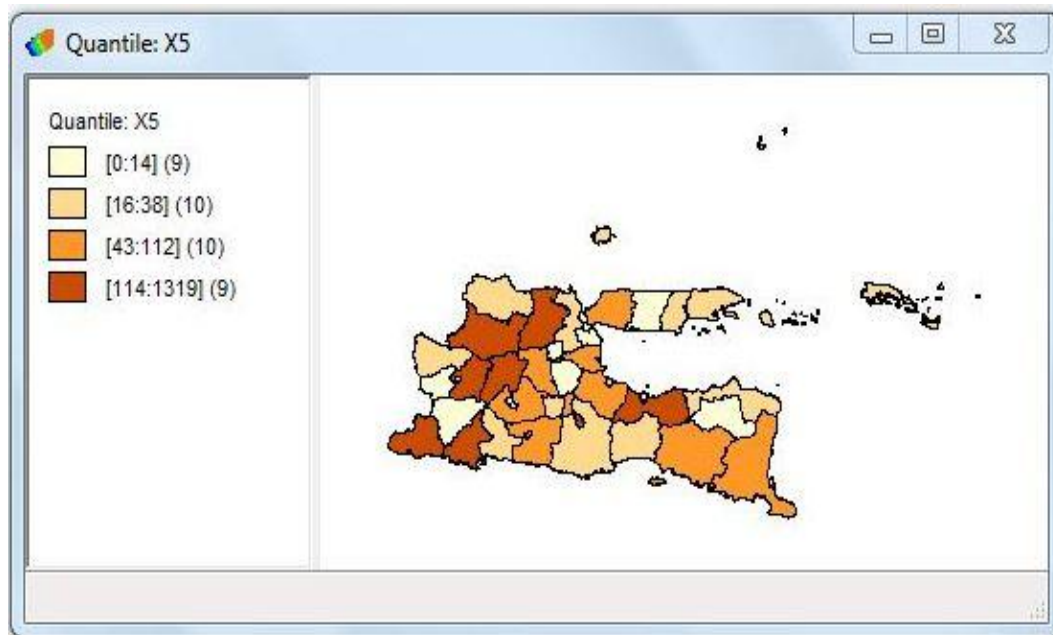




6. Peta Tematik dari kesehatan Ibu setiap Kota/Kabupaten di Jawa Timur



7. Peta Tematik dari Kesehatan Bayi setiap Kota/Kabupaten di Jawa Timur



8. Variabel Prediktor yang Signifikan di Tiap Kabupaten/Kota dengan Pembobot *Adaptive Bisquare*

Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
Kota Batu	$X_1, X_2, X_4, X_5$
Kota Mojokerto	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$
Kota Kediri	$X_1, X_2, X_4, X_5$
Kota Blitar	$X_1, X_2, X_3, X_5$
Kota Malang	$X_1, X_2, X_4, X_5$
Kota Probolinggo	$X_1, X_2, X_5$
Kota Surabaya	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$
Kota Madiun	$X_1, X_2, X_5$
Kota Pasuruan	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$
Kab. Sumenep	$X_1, X_2, X_3, X_5$
Kab. Trenggalek	$X_1, X_2, X_3, X_5$
Kab. Pacitan	$X_1, X_2, X_4, X_5$

Kab. Pamekasan	$X_1, X_2, X_3, X_5$
Kab. Sidoarjo	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$
Kab. Sampang	$X_1, X_2, X_3, X_5$ .
Kab. Bangkalan	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$
Kab. Situbondo	$X_1, X_2, X_5$ ,
Kab. Magetan	$X_1, X_2, X_5$
Kab. Tulungagung	$X_1, X_2, X_3, X_5$
Kab. Probolinggo	$X_1, X_2, X_5$
Kab. Blitar	$X_1, X_2, X_3, X_5$ ,
Kab. Kediri	$X_1, X_2, X_4, X_5$ ,
Kab. Mojokerto	$X_1, X_2, X_3, X_5$ ,
Kab. Bondowoso	$X_1, X_2, X_5$ ,
Kab. Gresik	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$
Kab. Ponorogo	$X_1, X_2, X_5$
Kab. Lumajang	$X_1, X_2, X_5$
Kab. Malang	$X_1, X_2, X_4, X_5$ ,
<b>Kabupaten/Kota</b>	<b>Variabel yang Signifikan</b>
Kab. Jombang	$X_1, X_2, X_4, X_5$ , dan $X_6$
Kab. Madiun	$X_1, X_2$ , dan $X_5$
Kab. Nganjuk	$X_1, X_2$ , dan $X_5$
Kab. Pasuruan	$X_1, X_2, X_3$ , dan $X_5$
Kab. Tuban	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$ , dan $X_6$
Kab. Ngawi	$X_1, X_2$ , dan $X_5$
Kab. Banyuwangi	$X_1, X_2, X_4, X_5$ , dan $X_6$
Kab. Bojonegoro	$X_1, X_2, X_4$ , dan $X_5$
Kab. Lamongan	$X_1, X_2, X_3, X_4$ , dan $X_5$
Kab. Jember	$X_1, X_2$ , dan $X_5$

## Lampiran 5: *Output* Program MATLAB.7.10.0 (R2010a) (Model GWR pada Data yang Mengandung Multikolinearitas)

```
%Menentukan Model GWR yang Mengandung Multikolinearitas
clc,clear
filename='data1.xlsx',1,'C2:K39';
X=xlsread(filename)
exely='data2.xlsx','B2:B39';
Y=xlsread(exely)
beta(1,:)= [0.826686 -0.141606 0.047322 0.062211 -0.045094 -0.250272 0.027106
0.050551];
k=1;
selisih=inf;
%menentukan batas konvergen sampai mendekati 0
ea=10^-3;

%Metode IRLS
while ea<selisih
Y_topi=zeros(size(Y));
ambil_beta=beta(k,:);
jum=ambil_beta(1);
B=X;
[a,b]=size(B);

    for i=1:a
        for j=1:b
            jum=jum+((ambil_beta(j+1))*B(i,j));
        end
        Y_topi(i)=jum;
    end

%menentukan nilai error
error=Y-Y_topi;
var_topi=0;

    for i=1:length(error)
        var_topi=var_topi+((1/length(error))*sum(abs(error(i))))/0.6745;
    end

%fungsi objektif dengan pembobot Tukey Bisquare
c=4.685;
    for i=1:length(error)
        error_bintang(i)=error(i)/var_topi;
        if error_bintang(i)<=c
            W(i)=(1-(error_bintang(i)/c)^2)^2;
        else
            0;
        end
    end
```

```

        end
    end

    %membuat matrik pembobot model GWPR yang mengandung outlier
    WW=diag(W);
    XX=[ones(a,1) X];

    beta(k+1,:)=inv(XX'*WW*XX)*(XX'*WW*ln(Y))
    error_beta(k,:)=abs(beta(k+1,:)-beta(k,:));
    selisih=max(error_beta(k,:));
    k=k+1;
end
beta_akhir=beta(end,:);
jum=beta_akhir(1);

B=X;
for i=1:a
    for j=1:b-1
        jum=jum+(beta_akhir(j+1)*B(i,j));
    end
    Y_akhir(i)=jum
end

%uji F / uji kesesuaian model GWR
S1=XX*(inv(XX'*WW*XX)*(XX'*WW));
n=38;
I=eye(n);
Rss_H0=Y'*(I-S0)'*(I-S0)*Y;
S=S1+(I-S1)*Xg*inv(Xg'*(I-S1)'*(I-S1)*Xg)*Xg'*(I-S1)'*(I-S1);
R0=(I-S0)'*(I-S0);
R1=(I-S)'*(I-S);
v1=trace(R0-R1);
v2=trace((R0-R1)^2);
d1=trace(R1);
d2=trace(R1^2);
DSS1=Y'*(R0-R1)*Y;
Flhit=(Y'*(R0-R1)*Y/v1)/(Y'*R1*Y/d1)

% menghitung nilai AICc model GWR pada data yang mengandung multikolinearitas
trS=trace(S);
RSS=Y'*(I-S)'*(I-S)*Y;
sigmatopi=sqrt(RSS/n);
AIC=2*n*log(sigmatopi)+n*log(2*pi)+n+trS

```