

**ESTIMASI PARAMETER  
MODEL MIXED GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION  
PADA DATA YANG MENGANDUNG OUTLIER  
(Studi Kasus Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012)**

**SKRIPSI**

**OLEH  
ERVIANA NOVITA IMAYATI  
NIM. 10610085**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2015**

**ESTIMASI PARAMETER  
MODEL MIXED GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION  
PADA DATA YANG MENGANDUNG OUTLIER  
(Studi Kasus Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012)**

**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  
Erviana Novita Imayati  
NIM. 10610085**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2015**

**ESTIMASI PARAMETER  
MODEL *MIXED GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION*  
PADA DATA YANG MENGANDUNG *OUTLIER*  
(Studi Kasus Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012)**

**SKRIPSI**

Oleh  
**Erviana Novita Imayati**  
**NIM. 10610085**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
Tanggal 23 Desember 2014

Pembimbing I,

Pembimbing II,

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

Ari Kusumastuti, S.Si, M.Pd  
NIP. 19770521 200501 2 004

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika

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

**ESTIMASI PARAMETER  
MODEL MIXED GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION  
PADA DATA YANG MENGANDUNG OUTLIER  
(Studi Kasus Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012)**

**SKRIPSI**

Oleh  
**ERVIANA NOVITA IMAYATI**  
NIM. 10610085

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)  
Tanggal 07 September 2014

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

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

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

Anggota Penguji : Ari Kusumastuti, S.Si, M.Pd .....

Mengesahkan,  
Ketua Jurusan Matematika

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

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Erviana Novita Imayati  
NIM : 10610085  
Jurusan : Matematika  
Fakultas : Sains dan Teknologi  
Judul Skripsi : Estimasi Parameter Model *Mixed Geographically Weighted Regression* pada Data yang Mengandung *Outlier* (Studi Kasus Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012)

menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan 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, 3 Desember 2014  
Yang membuat pernyataan,

Erviana Novita Imayati  
NIM. 10610085

## MOTO

يَرْفَعُ اللَّهُ الَّذِينَ ءَامَنُوا مِنْكُمْ وَالَّذِينَ أُوتُوا الْعِلْمَ دَرَجَاتٍ

Allah akan meninggikan orang-orang yang beriman di antaramu dan orang-orang yang diberi ilmu pengetahuan beberapa derajat



## PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil ‘alamin. Puji syukur ke hadirat Allah Swt. atas limpahan rahmat, taufik dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Kedua orang tua penulis (bapak Imam Safii dan ibu Sri Indayati) yang senantiasa memberikan doanya dan berjuang lahir dan batin demi mengantarkan kesuksesan penulis.

Untuk adik penulis Muhammad Rafi Rahmatullah yang selalu memberikan motivasi dan semangat untuk segera menyelesaikan skripsi ini.

Untuk kakek dan nenek penulis (bapak Sunardi dan ibu Siti Mariyam) yang selalu memperhatikan dan mendoakan penulis.

## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Puji syukur penulis ucapkan ke hadirat Allah Swt., karena atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi yang berjudul “Estimasi Parameter Model *Mixed Geographically Weighted Regression* pada Data yang Mengandung *Outlier* (Studi Kasus Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012)” ini dengan baik. Shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad Saw. yang telah mengantar manusia dari jaman jahiliyah menuju jaman syar’iyyah yakni agama Islam.

Penulisan skripsi ini tidak akan mendapatkan hasil yang maksimal tanpa adanya bimbingan, bantuan, dorongan, serta doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis menyampaikan banyak terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. H. Mudjia Rahardjo, M.Si, selaku rektor Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. drh. Hj. 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 dengan sabar telah meluangkan waktunya untuk menerima konsultasi dan senantiasa memberikan bimbingan dan mengarahkan dalam penyelesaian skripsi ini.
5. Ari Kusumastuti, S.Si, M.Pd, selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan banyak arahan dan bimbingan hingga selesainya skripsi ini.

6. Segenap sivitas akademika Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, terutama seluruh dosen, terima kasih atas segenap ilmu yang telah diberikan dan bimbingannya.
7. Kedua orang tua penulis, bapak Imam Safii dan ibu Sri Indayati yang tidak henti-hentinya memberikan dukungan baik moril maupun materiil sehingga penulis terus bersemangat mengerjakan skripsi ini.
8. Sahabat-sahabat mahasiswa Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang angkatan 2010 yang telah memberikan motivasi, semangat, dan pengalaman berharga saat menuntut ilmu bersama.
9. Serta semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang turut mendukung kelancaran penyelesaian skripsi ini.

Penulis berharap dengan segala kerendahan hati semoga skripsi ini dapat diterima dan bermanfaat bagi pembaca.

*Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Malang, Januari 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> .....	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiv
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xv
<b>ABSTRAK</b> .....	xvi
<b>ABSTRACT</b> .....	xvii
<b>ملخص</b> .....	xviii
 <b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	4
1.3 Tujuan Penelitian .....	4
1.4 Batasan Masalah .....	5
1.5 Manfaat Penelitian .....	5
1.6 Sistematika Penulisan .....	6
 <b>BAB II KAJIAN PUSTAKA</b>	
2.1 Estimasi Parameter .....	8
2.1.1 Macam-Macam Estimasi Parameter .....	8
2.2 Model <i>Geographically Weighted Regression</i> (GWR) .....	10
2.2.1 Matriks Pembobot .....	11
2.2.2 Estimasi Parameter Model GWR .....	12
2.2.3 Pengujian Kesesuaian Model GWR .....	15
2.3 Model <i>Mixed Geographically Weighted Regression</i> (MGWR)..	17
2.4 <i>Outlier</i> (Pencilan) .....	18
2.5 Fungsi Objektif .....	21
2.6 Regresi <i>Robust-M</i> .....	22

2.7 MADN ( <i>Normalized Median Absoluted Deviation</i> ) .....	23
2.8 Kajian Potensi Pertanian Padi .....	24
2.8.1 Pertanian .....	24
2.8.2 Tanaman Padi .....	24
2.8.3 Irigasi .....	25
2.8.4 Sawah .....	26
2.8.5 Alat Pertanian .....	27
2.8.6 Pupuk .....	28
2.9 Kajian Agama tentang <i>Outlier</i> .....	29

### BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian .....	33
3.2 Sumber Data .....	33
3.3 Variabel Penelitian .....	33
3.4 Analisis Data .....	34
3.4.1 Estimasi Parameter Model MGWR yang Mengandung <i>Outlier</i> .....	34
3.4.2 Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012 .....	35

### BAB IV PEMBAHASAN

4.1 Estimasi Parameter Model MGWR yang Mengandung <i>Outlier</i> .	37
4.2 Deskripsi Data Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012 .....	47
4.3 Identifikasi <i>Outlier</i> Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012 .....	54
4.3.1 <i>Boxplot</i> .....	54
4.3.2 Metode DfFITS ( <i>Difference Fitted Value FITS</i> ) .....	60
4.4 Uji Asumsi Data Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012 .....	61
4.4.1 Uji Linieritas .....	61
4.4.2 Uji Autokorelasi .....	62
4.4.3 Uji Multikolinieritas .....	62
4.4.4 Uji Normalitas .....	63
4.4.5 Uji Heteroskedastisitas .....	63
4.5 Analisis Data Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012.....	64
4.5.1 Model GWR .....	64
4.5.2 Model MGWR .....	66
4.5.3 Model MGWR yang Mengandung <i>Outlier</i> .....	69
4.6 <i>Output</i> Peta .....	72
4.7 Kajian Agama tentang <i>Outlier</i> .....	73

### BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan .....	76
----------------------	----

5.2 Saran .....	77
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>78</b>
<b>LAMPIRAN-LAMPIRAN .....</b>	<b>80</b>
<b>RIWAYAT HIDUP .....</b>	<b>103</b>



## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Perhitungan IQR .....	59
Tabel 4.2	Nilai DfFITS ( <i>Difference fitted value FITS</i> ) .....	60
Tabel 4.3	Linieritas .....	61
Tabel 4.4	<i>Collinearity</i> Statistik .....	62
Tabel 4.5	Korelasi .....	63
Tabel 4.6	Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Linier Global .....	64
Tabel 4.7	Pengujian Kesesuaian Model GWR .....	65
Tabel 4.8	Estimasi Model GWR dengan Fungsi Pembobot <i>Adaptif Bisquare</i> .....	66
Tabel 4.9	Pengujian Kesesuaian Model MGWR .....	67
Tabel 4.10	Hasil Estimasi Model MGWR .....	68
Tabel 4.11	Hasil Estimasi Model MGWR pada Data yang Mengandung <i>Outlier</i> .....	71

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Gambar Identifikasi <i>Outlier</i> .....	19
Gambar 4.1	Grafik Sebaran Data Produksi Padi ( $y$ ) di Jawa Timur Tahun 2012 .....	48
Gambar 4.2	Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan Teknis ( $X_1$ ) Tahun 2012 .....	49
Gambar 4.3	Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan Setengah Teknis ( $X_2$ ) Tahun 2012 .....	49
Gambar 4.4	Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan Non Teknis ( $X_3$ ) Tahun 2012 .....	50
Gambar 4.5	Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan Desa ( $X_4$ ) Tahun 2012 .....	51
Gambar 4.6	Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan Tadah Hujan ( $X_5$ ) Tahun 2012 .....	52
Gambar 4.7	Grafik Jumlah Alat Pertanian ( $X_6$ ) di Jawa Timur Tahun 2012 ...	53
Gambar 4.8	Grafik Jumlah Alokasi Pupuk ( $X_7$ ) di Jawa Timur Tahun 2012 ..	53
Gambar 4.9	<i>Boxplot</i> Variabel Produksi Padi .....	55
Gambar 4.10	<i>Boxplot</i> Variabel Pengairan Teknis ( $X_1$ ) .....	55
Gambar 4.11	<i>Boxplot</i> Variabel Pengairan Setengah Teknis ( $X_2$ ) .....	56
Gambar 4.12	<i>Boxplot</i> Variabel Pengairan Non Teknis ( $X_3$ ) .....	56
Gambar 4.13	<i>Boxplot</i> Variabel Pengairan Desa ( $X_4$ ) .....	57
Gambar 4.14	<i>Boxplot</i> Variabel Pengairan Tadah Hujan ( $X_5$ ) .....	57
Gambar 4.15	<i>Boxplot</i> Variabel Jumlah Alat Pertanian ( $X_6$ ) .....	58
Gambar 4.16	<i>Boxplot</i> Variabel Jumlah Alokasi Pupuk ( $X_7$ ) .....	58
Gambar 4.17	Peta Tematik Jumlah Produksi Padi Jawa Timur Tahun 2012 .....	73

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data Penelitian .....	80
Lampiran 2	<i>Output Software</i> SPSS. 16 .....	82
Lampiran 3	<i>Output Software</i> GWR4 (Model GWR) .....	88
Lampiran 4	<i>Output Software</i> GWR4 (Model MGWR) .....	96
Lampiran 5	<i>Source Software</i> Matlab.7.10.0 (R2010a) .....	100



## ABSTRAK

Imayati, Erviana Novita. 2015. **Estimasi Parameter Model *Mixed Geographically Weighted Regression* pada Data yang Mengandung *Outlier* (Studi Kasus Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012)**. Tugas akhir/Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Ari Kusumastuti, S.Si, M.Pd.

**Kata Kunci:** MGWR, *outlier*, *robust-M*, pertanian padi

Model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) merupakan gabungan dari model regresi linier global dan GWR. Estimasi parameter yang dihasilkan sebagian bersifat global dan sebagian yang lain bersifat lokal. Dalam menganalisis data dengan menggunakan model MGWR, terkadang ditemukan adanya *outlier*. *Outlier* ini dapat diidentifikasi secara jelas karena berbeda dengan mayoritas titik sampel lainnya. Namun, kehadiran *outlier* dapat berdampak terhadap hasil estimasi parameter model. Hal ini menyebabkan estimasi parameter menjadi bias. Salah satu metode penyelesaian *outlier* adalah metode *Robust-M*. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan estimasi parameter model MGWR yang mengandung *outlier*. Hasil penelitian diaplikasikan pada pemetaan potensi pertanian padi di wilayah propinsi Jawa Timur, sehingga didapatkan model pemetaan potensi pertanian padi Jawa Timur. Variabel respon yang digunakan pada penelitian ini adalah hasil produksi di setiap kabupaten/kota dan variabel prediktornya adalah sistem pengairan teknis ( $X_1$ ), sistem pengairan setengah teknis ( $X_2$ ), sistem pengairan non teknis ( $X_3$ ), sistem pengairan desa ( $X_4$ ), dan sistem pengairan tadah hujan ( $X_5$ ), jumlah alat pertanian ( $X_6$ ) dan jumlah alokasi pupuk ( $X_7$ ). Setelah didapatkan modelnya maka dilakukan uji F dan uji  $t$ . Setelah dilakukan penelitian didapatkan hasil bahwa model MGWR pada data yang mengandung *outlier* lebih baik dalam menjelaskan pemetaan potensi pertanian padi di Jawa Timur tahun 2012 daripada model MGWR tanpa *outlier*.

## ABSTRACT

Imayati, Erviana Novita. 2015. **Parameter Estimation of Mixed Geographically Weighted Regression Model on Data Contains Outlier (Case Study of East Java Rice Farming Potential Mapping 2012)**. Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Islamic State University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Ari Kusumastuti, S.Si, M.Pd.

**Keywords:** MGWR, outlier, robust-M, rice plant agriculture

Mixed Geographically Weighted Regression (MGWR) model is a compound of linear regression model and GWR. The obtained parameter estimation is partly has global and local character. In the data analyzing process that use MGWR model sometimes found the outlier. It can be identified clearly since it is different from the other sample points. But, the presence of outliers can affect the results of the model estimation of parameter. This leads to biased parameter estimates. One outlier completion method is a method of Robust-M. The aim of this research was to obtain estimates of the model parameters MGWR containing outliers. The result was applied into the East Java rice farming potential mapping, thus it will be obtained the model of potential rice plant agriculture model in East Java. The respond variable used in this research were the productions result for each district and the predictor variables were the technical irrigation system ( $X_1$ ), semi-technical irrigation system ( $X_2$ ), non-technical irrigation system ( $X_3$ ), village irrigation system ( $X_4$ ), rainfed irrigation system ( $X_5$ ), agricultural equipments number ( $X_6$ ) and fertilizer allocation ( $X_7$ ). After the model is obtained, it tested by F-test and  $t$ -test. The result of this research showed that MGWR model in data that contains outlier could explain better the East Java rice farming potential mapping 2012 than MGWR model without outlier.

## ملخص

إمبتي. ارفيانا نوفيطي. ٢٠١٥. ومعلمة من مختلطة مرجح جغرافيا نموذج الانحدار في بيانات تحتوي على ايسكنون (المحتملة رسم الخرائط دراسة حالة لزراعة الأرز في جاوة الشرقية في عام ٢٠١٢). بحث جامعي. قسم الرياضيات. كلية العلوم والتكنولوجيا. جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. مشرف: (١) الدكتور سري هارني، ماجستير (٢) آري كوسماستوتي، ماجستير

كلمات البحث: MGWR، القيمة المقصرفة، Robust-M، زراعة الأرز، MGWR التي تحتوي على القيم المتطرفة.

نماذج *Mixed Geographically Weighted Regression (MGWR)* هو مزيج من نموذج الانحدار الخطي العالمي وGWR. إن تقديرات المعلمة حصل عليها بعضها تكون عالمية والبعض الآخر محلية. في تحليل البيانات باستخدام نموذج MGWR وجدت في بعض الأحيان القيم المتطرفة. هذه القيم المتطرفة يمكن تعريفها بوضوح لكونها مختلفة من القيم الأخرى. ومع ذلك، فإن وجود القيم المتطرفة يمكن أن تؤثر على نتائج تقدير معلمة النموذج. وهذا يؤدي إلى تقديرات المعلمة متحيزة. واحد طريقة لحل القيم المتطرفة هي طريقة Robust-M. وكان الهدف من هذه الدراسة هو الحصول على تقديرات من المعلمات من نموذج MGWR يحتوي على القيم المتطرفة. طبقت نتائج البحوث على رسم خرائط إمكانات زراعة الأرز في مقاطعة جاوة الشرقية، بحيث يمكن الحصول على نموذج رسم خرائط مكانية لزراعة الأرز في جاوة الشرقية. متغير استجابة المستخدمة في هذه الدراسة هو نتيجة الإنتاج في كل منطقة / مدينة والمتغيرات المتنبئة هي نظام الري التقنية (X<sub>1</sub>)، ونظام الري شبه التقنية (X<sub>2</sub>)، ونظام الري غير التقنية (X<sub>3</sub>)، ونظام الري قرية (X<sub>4</sub>)، و نظام الري البعلية (X<sub>5</sub>)، وكمية آلات الزراعية (X<sub>6</sub>) ومقدار تخصيص الأسمدة (X<sub>7</sub>). وبعد الحصول على النموذج ثم قمناب اختبار F و قمناب اختبار t. بعد أن أظهرت دراسة أن نموذج MGWR على البيانات التي تحتوي على القيم المتطرفة هي أفضل في شرح رسم الخرائط المحتمل لزراعة الأرز في جاوة الشرقية في عام ٢٠١٢ من النماذج MGWR دون القيم المتطرفة.

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Seiring dengan berkembangnya ilmu pengetahuan, statistika mengalami perkembangan yang sangat cepat. Salah satunya yaitu konsep regresi yang semakin berkembang. Regresi ini digunakan untuk mengetahui pola hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor. Akan tetapi, data yang digunakan tidak boleh dipengaruhi oleh efek ruang atau lokasi (data spasial), karena model yang dihasilkan tidak sesuai dengan data spasial tersebut.

Menurut Anselin (1998:35), efek spasial dapat dibagi ke dalam dua bagian, yaitu autokorelasi spasial dan *heterogeneity* spasial. Terjadinya autokorelasi spasial dikarenakan adanya dependensi (korelasi *error* spasial) dalam data *cross section*, sedangkan *heterogeneity* spasial terjadi akibat adanya efek wilayah acak, yaitu perbedaan antara suatu wilayah dengan wilayah yang lain.

Model yang dapat mengatasi masalah tersebut adalah model spasial, yaitu model yang dapat mengetahui pola hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor yang dipengaruhi oleh efek ruang dan lokasi. *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah salah satu dari model spasial yang bersifat lokal (*locally linear regression*) yang menghasilkan parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut diamati (Yasin, 2013:528). Namun, tidak semua koefisien regresi dalam model GWR bervariasi secara spasial. Tingkat keragaman spasial pada beberapa koefisien bisa saja tidak signifikan. Oleh karena itu, model GWR dikembangkan menjadi model *Mixed*

*Geographically Weighted Regression* (MGWR) yang merupakan gabungan dari model GWR dan model regresi linier global, sehingga parameter model yang dihasilkan dapat bersifat global dan sebagian bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan (Lumaela, dkk, 2013:101).

Beberapa penelitian yang menggunakan metode MGWR, di antaranya dilakukan oleh Lumaela, dkk, (2013) yaitu pemodelan *Chemical Oxygen Demand* (COD) sungai di Surabaya dengan metode MGWR menghasilkan variabel prediktor global dan prediktor lokal yang signifikan. Sedangkan Yasin (2013) menguji hipotesis pada model MGWR untuk mengetahui uji kesesuaian model dan variabel prediktor apa saja yang berpengaruh secara signifikan. Penelitian lain dilakukan oleh Wuryanti, dkk, (2013) mengenai pemodelan MGWR pada angka kematian balita di Kabupaten Bojonegoro tahun 2011 yang bertujuan untuk mendapatkan model terbaik.

Dalam menganalisis data dengan menggunakan model MGWR, adakalanya ditemukan adanya *outlier*. *Outlier* atau pencilan adalah titik sampel yang memiliki karakteristik unik dan dapat diidentifikasi secara jelas karena berbeda dengan mayoritas titik sampel lainnya. *Outlier* dalam model regresi dapat diselesaikan dengan menggunakan metode regresi *robust*. Ryan (1977) dalam Sari (2014) menyatakan bahwa regresi *robust* merupakan metode yang digunakan ketika distribusi dari *residual* tidak normal atau mengandung beberapa *outlier* yang berpengaruh pada model.

Pada penelitian ini, estimasi parameter model MGWR yang mengandung *outlier* dicari dengan menggunakan metode *robust-M*. Penelitian ini merujuk dari beberapa penelitian sebelumnya, antara lain oleh Fox (2002) yang mengkaji

mengenai teori regresi *robust*, Wijaya (2009) yang mengkaji mengenai taksiran parameter pada regresi *robust* dengan menggunakan fungsi *huber*, serta Sari (2014) menentukan estimasi parameter model RGWR dengan metode *robust-M*.

Dalam al-Quran disinggung masalah *outlier*, yaitu pada surat al-Ruum ayat 41 sebagai berikut:

ظَهَرَ الْفَسَادُ فِي الْبَرِّ وَالْبَحْرِ بِمَا كَسَبَتْ أَيْدِي النَّاسِ لِيُذِيقَهُمْ بَعْضَ الَّذِي عَمِلُوا لَعَلَّهُمْ يَرْجِعُونَ ﴿٤١﴾  
 “Telah nampak kerusakan di darat dan di laut disebabkan karena perbuatan tangan manusia, supaya Allah merasakan kepada mereka sebagian dari (akibat) perbuatan mereka, agar mereka kembali (ke jalan yang benar)” (QS. al-Ruum/30:41).

Dalam ayat tersebut dijelaskan bahwa telah terjadi kerusakan di darat dan di laut karena perbuatan manusia. Perbuatan-perbuatan tersebut dapat dikatakan sebagai penyimpangan, karena tidak berada pada jalan yang sebenarnya. Maksud dari perbuatan yang menyimpang adalah perbuatan maksiat yang telah dilakukan oleh manusia dan telah menyebar di muka bumi, sehingga hal tersebut menimbulkan kerusakan di bumi. Penyimpangan tersebut dalam statistika dikenal dengan *outlier* (pencilan). *Outlier* atau pencilan adalah titik sampel yang memiliki karakteristik unik dan dapat diidentifikasi secara jelas karena berbeda dengan mayoritas titik sampel lainnya. Pada umumnya, *outlier* dapat terjadi karena kesalahan manusia, kesalahan instrumen, perilaku curang, perubahan perilaku sistem atau kesalahan sistem, dan penyimpangan alami di dalam populasi. Kehadiran *outlier* sering kali berdampak buruk terhadap analisis data, karena *outlier* mampu menyimpangkan tes-tes statistik yang didasarkan pada dua penaksir klasik yaitu rata-rata sampel dan kovariansi sampel. Meskipun *outlier*

identik dengan data yang tidak bagus, akan tetapi ia merupakan bagian terpenting dari data, karena menyimpan informasi tertentu.

Penelitian ini akan diaplikasikan pada data pertanian, yaitu jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012. Hal ini disebabkan sumber daya yang dihasilkan dan teknologi di Jawa Timur relatif baik dibandingkan dengan provinsi-provinsi lain. Sehingga Provinsi Jawa Timur mempunyai peran penting sebagai pemasok produk pertanian bagi kebutuhan nasional.

Berdasarkan uraian di atas maka dilakukan penelitian dengan judul: “Estimasi Parameter Model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) pada Data yang Mengandung *Outlier* (Studi Kasus Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012)”.

## 1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang dibahas pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana bentuk estimasi parameter model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) pada data yang mengandung *outlier*?
2. Bagaimana hasil estimasi parameter model MGWR yang mengandung *outlier* pada data produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan penelitian ini adalah:

1. Mengetahui dan mendapatkan bentuk estimasi parameter model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) pada data yang mengandung *outlier*.

2. Mendapatkan hasil penerapan estimasi parameter model MGWR yang mengandung *outlier* pada data produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012.

#### 1.4 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penulisan skripsi ini, adalah sebagai berikut:

1. Metode estimasi parameter model MGWR yang mengandung *outlier* menggunakan metode *robust-M* dengan fungsi pembobot *Tukey Bisquare*.
2. Model MGWR yang diteliti adalah model MGWR yang masih bersifat global.
3. Variabel penelitian yang digunakan adalah variabel pertanian, yang meliputi variabel produksi padi, sistem pengairan yang digunakan oleh para petani, jumlah alat pertanian, dan jumlah alokasi pupuk.

#### 1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan dalam penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi Penulis
  - a. Untuk menambah wawasan dan pengetahuan tentang estimasi parameter model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) pada data yang mengandung *outlier*.
  - b. Dapat melakukan estimasi model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) pada data yang mengandung *outlier*.

2. Bagi pembaca dan penulis lain
  - a. Sebagai tambahan wawasan dan memperdalam pengetahuan terutama dalam bidang estimasi parameter model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) pada data yang mengandung *outlier*
  - b. Sebagai bahan pertimbangan dalam mengambil suatu keputusan sehingga dapat digunakan sebagai bahan analisis.
  - c. Sebagai bahan referensi atau tolak ukur jika ingin meneliti lebih lanjut tentang permasalahan ini.

### 1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika yang digunakan dalam penulisan skripsi ini terdiri dari 5 bab yang masing-masing terdiri dari beberapa subbab. Sistematika penulisannya adalah sebagai berikut:

#### Bab I      Pendahuluan

Pada bab ini dijelaskan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metode penelitian, dan sistematika penulisan.

#### Bab II     Kajian Pustaka

Pada bab ini berisi tentang teori-teori yang berhubungan dengan pembahasan antara lain konsep estimasi, model *Geographically Weighted Regression* (GWR), model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR), *outlier*, fungsi objektif, regresi *robust-M*, gambaran umum pertanian padi Provinsi Jawa Timur, dan kajian al-Quran mengenai *outlier* dalam Islam.

### Bab III Metode Penelitian

Pada bab ini dijelaskan tentang metode penelitian yang akan dilakukan yaitu pendekatan penelitian, sumber dan metode pengumpulan data, analisis data, variabel penelitian dan tahap penelitian.

### Bab IV Pembahasan

Pada bab ini dijelaskan mengenai estimasi model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) yang mengandung *outlier*, model pemetaan potensi pertanian padi Jawa Timur tahun 2012, serta kajian al-Quran mengenai hasil pembahasan.

### Bab V Penutup

Pada bab ini dipaparkan mengenai kesimpulan yang diperoleh dan beberapa saran.

## BAB II

### KAJIAN PUSTAKA

#### 2.1 Estimasi Parameter

Estimasi adalah proses menggunakan sampel (statistik) untuk mengestimasi hubungan parameter dengan populasi yang tidak diketahui. Estimasi merupakan suatu pernyataan mengenai parameter populasi yang diketahui berdasarkan dari sampel. Dalam hal ini peubah acak diambil dari populasi yang bersangkutan. Jadi dengan estimasi ini keadaan parameter populasi dapat diketahui (Hasan, 2002:11).

##### 2.1.1 Macam-Macam Estimasi Parameter

Menurut Aziz (2010:8) terdapat dua jenis estimasi parameter, yaitu:

###### 1. Estimasi Titik

Tujuan estimasi titik adalah menggunakan sampel data dan informasi non sampel (*apriori*) yang telah didapatkan tentang distribusi peluangnya, untuk memperoleh sebuah nilai yang dapat diterima sebagai estimasi terbaik dari parameter yang belum diketahui. Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk menghasilkan penaksir, yaitu sebuah fungsi terhadap data sampel eksperimen.

$$\hat{\theta} = \hat{\theta}(y_1, y_2, \dots, y_n) \quad (2.1)$$

Misalkan  $y_1, y_2, \dots, y_n$  adalah sampel acak dari hasil pengamatan pada populasi. Sehingga kita tegaskan secara ekuivalen bahwa:

$$y_i = \theta + e_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.2)$$

Penaksir untuk  $\theta$  secara umum merupakan rata-rata aritmatik yang diberikan sebagai:

$$\hat{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i = \bar{y} \quad (2.3)$$

Penaksir ini adalah variabel acak, karena fungsi terhadap variabel acak  $y$  juga merupakan variabel acak.

## 2. Estimasi Interval

Terkadang terdapat permasalahan dalam menentukan interval untuk estimasi parameter, yang dalam hal statistika dikatakan sebagai variansi penaksir. Terkadang penentuan interval penaksir sangat berguna untuk memberikan *range* toleransi terhadap nilai-nilai estimasi yang mungkin.

Misalkan  $y$  adalah sampel acak berukuran  $n$  dari populasi berdistribusi normal  $N(\beta, \sigma^2)$ , dengan parameter variansi yang telah diketahui. Maka penaksir *maximum likelihood* untuk  $\hat{\alpha}$  adalah:

$$\hat{\beta}_{ml} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \sim N\left(\beta, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad (2.4)$$

Berdasarkan penaksir yang telah didapatkan, maka dapat dibentuk distribusi  $Z$  sebagai berikut:

$$Z = \frac{\hat{\beta}_{ml} - \beta}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1) \quad (2.5)$$

maka

$$P\left[-Z_{\frac{\alpha}{2}} \leq Z \leq Z_{\frac{\alpha}{2}}\right] = 1 - \alpha \quad (2.6)$$

dimana  $Z_{\frac{\alpha}{2}}$  adalah  $\frac{\alpha}{2}$  bagian atas dari distribusi substitusi untuk  $Z$  menghasilkan

interval penaksir:

$$P \left[ \hat{\beta}_{ml} - z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \beta \leq \hat{\beta}_{ml} + z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right] = 1 - \sigma \quad (2.7)$$

## 2.2 Model Geographically Weighted Regression (GWR)

Menurut Fotheringham dalam Yasin (2013:528), model GWR merupakan pengembangan dari model regresi. Model ini merupakan model regresi linier lokal (*locally linear regression*) yang menghasilkan parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut dikumpulkan. Dalam model GWR, variabel respon  $y$  yang merupakan variabel acak prediksi dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati.

Model GWR digunakan untuk menganalisis data spasial (dipengaruhi faktor lokasi) dalam berbagai bidang, karena dengan model ini dapat diketahui pengaruh dari variabel prediktor terhadap variabel respon (Harini, dkk, 2012:110). Model GWR dapat ditulis sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^q \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.8)$$

dimana

- $y_i$  : nilai observasi variabel respon ke- $i$
- $x_{ik}$  : nilai observasi variabel prediktor  $k$  pada pengamatan ke- $i$
- $\beta_0(u_i, v_i)$  : nilai *intercept* model regresi
- $\beta_k(u_i, v_i)$  : koefisien regresi;  $k = 1, 2, \dots, q$
- $u_i, v_i$  : menyatakan titik koordinat (lintang, bujur) lokasi  $i$

$\varepsilon_i$  : nilai *error* regresi ke- $i$

### 2.2.1 Matriks Pembobot

Menurut Yasin (2013:65), peran pembobot pada model GWR sangat penting karena nilai pembobot ini mewakili letak data observasi satu dengan lainnya. Skema pembobotan pada model GWR dapat menggunakan beberapa metode yang berbeda. Ada beberapa literatur yang bisa digunakan untuk menentukan besarnya pembobot untuk masing-masing lokasi yang berbeda pada model GWR, di antaranya dengan menggunakan fungsi kernel (*kernel function*).

Fungsi kernel digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWR jika fungsi jarak ( $\mathbf{W}_{ij}$ ) adalah fungsi yang kontinu dan monoton turun.

Pembobot yang terbentuk dengan menggunakan fungsi kernel adalah:

- a. Fungsi Jarak Gaussian:

$$\mathbf{W}_j(u_i, v_i) = \phi\left(\frac{d_{ij}}{\sigma h}\right)$$

dimana  $\phi$  adalah densitas normal standar dan  $\sigma$  adalah simpangan baku dari vektor jarak  $d_{ij}$ .

- b. Fungsi *Exponential*:

$$\mathbf{W}_j(u_i, v_i) = \sqrt{\exp\left(-\left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)}$$

- c. Fungsi *Bisquare*:

$$\mathbf{W}_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases}$$

d. Fungsi *Tricube*:

$$\mathbf{W}_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^3\right)^3, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases}$$

dengan  $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$  adalah jarak *euclidean* antara lokasi  $(u_i, v_i)$  ke lokasi  $(u_j, v_j)$  dan  $h$  adalah parameter penghalus (*bandwidth*).

Ada beberapa metode yang digunakan untuk memilih *bandwidth* optimum. Salah satu di antaranya adalah metode *Cross Validation* (CV) yang secara matematis didefinisikan sebagai berikut:

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \hat{y}_{\neq i}(h))^2$$

dengan  $\hat{y}_{\neq i}(h)$  adalah nilai penaksir  $y_i$  dimana pengamatan di lokasi  $(u_i, v_i)$  dihilangkan dari proses estimasi. Untuk mendapatkan nilai  $h$  yang optimal maka diperoleh dari  $h$  yang menghasilkan nilai CV yang minimum.

### 2.2.2 Estimasi Parameter Model GWR

Estimasi parameter pada model GWR menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi pengamatan. Pembobot pada model GWR memiliki peran yang sangat penting karena nilai pembobot mewakili letak data observasi satu dengan yang lainnya. Pemberian bobot pada data sesuai dengan kedekatan dengan lokasi pengamatan ke- $i$ . Misalkan pembobot untuk setiap lokasi  $(u_i, v_i)$  adalah  $\mathbf{W}_j(u_i, v_i)$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$  maka parameter pada lokasi pengamatan  $(u_i, v_i)$  diestimasi dengan menambahkan unsur pembobot  $\mathbf{W}_j(u_i, v_i)$  dan kemudian meminimumkan jumlah kuadrat *residual* dari persamaan (2.8) berikut ini:

$$\sum_{j=1}^n \mathbf{W}_j(u_i, v_i) \varepsilon_j^2 = \sum_{j=1}^n \mathbf{W}_j(u_i, v_i) \left[ y_j - \beta_0(u_i, v_i) - \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{jk} \right]^2 \quad (2.9)$$

(Azizah, 2013:40)

Atau dalam bentuk matriks jumlah kuadrat residualnya adalah:

$$\begin{aligned} \varepsilon^T \mathbf{W} \varepsilon &= (y - \mathbf{X}_i \beta_i)^T \mathbf{W} (y - \mathbf{X}_i \beta_i) \\ &= (y^T - \mathbf{X}_i^T \beta_i^T) \mathbf{W} (y - \mathbf{X}_i \beta_i) \\ &= y^T \mathbf{W} y - \mathbf{W} y^T \mathbf{X}_i \beta_i - \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} y + \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i \\ &= y^T \mathbf{W} y - \mathbf{W} (y^T \mathbf{X}_i \beta_i)^T - \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} y + \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i \\ &= y^T \mathbf{W} y - \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} y - \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} y + \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i \\ &= y^T \mathbf{W} y - 2 \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} y + \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i \end{aligned} \quad (2.10)$$

dengan,

$$\beta_i(u_i, v_i) = \begin{pmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \beta_q(u_i, v_i) \end{pmatrix} \text{ dan } \mathbf{W}(u_i, v_i) = \text{diag}(\mathbf{W}_1(u_i, v_i), \mathbf{W}_2(u_i, v_i), \dots, \mathbf{W}_n(u_i, v_i))$$

Untuk mendapatkan penaksir parameter  $\hat{\beta}(u_i, v_i)$  yang efisien dengan menurunkan persamaan (2.10) terhadap  $\beta^T(u_i, v_i)$  sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varepsilon^T \mathbf{W} \varepsilon}{\partial \beta^T} &= y^T \mathbf{W} y - 2 \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} y + \mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i \\ &= 0 - 2 \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} y + \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i + \mathbf{W} (\mathbf{X}_i^T \beta_i^T \mathbf{X}_i)^T \\ &= -2 \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} y + \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i + \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i \\ &= -2 \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} y + 2 \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i \\ 2 \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} y &= 2 \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i \\ \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} y &= \mathbf{X}_i^T \mathbf{W} \mathbf{X}_i \beta_i \end{aligned}$$

Sehingga didapatkan penaksir parameter model GWR adalah sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_l(u_i, v_i) = (\mathbf{X}_l^T \mathbf{W} \mathbf{X}_l)^{-1} \mathbf{X}_l^T \mathbf{W} y \quad (2.11)$$

(Azizah, 2013:41)

Penaksir  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)$  pada persamaan (2.11) merupakan penaksir tak bias dan konsisten.

Penaksir  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)$  merupakan penaksir tak bias jika

$E(\hat{\beta}_l(u_i, v_i)) = \beta_l(u_i, v_i)$ , sehingga didapatkan persamaan:

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

Karena  $E(\hat{\beta}_l(u_i, v_i)) = \beta_l(u_i, v_i)$  terbukti bahwa penaksir  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)$  adalah tak bias.

Misalkan  $\mathbf{X}_i^T = (1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iq})$  adalah elemen baris ke- $i$  dari matriks  $\mathbf{X}_l$ .

Maka nilai prediksi untuk  $y$  pada lokasi pengamatan  $(u_i, v_i)$  dapat diperoleh dengan cara berikut:

$$\hat{y}_i = \mathbf{X}_i^T \hat{\beta}_l(u_i, v_i) = \mathbf{X}_i^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) y \quad (2.12)$$

Sehingga untuk seluruh pengamatan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\mathbf{y}} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n)^T \text{ dan } \hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = (\hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2, \dots, \hat{\varepsilon}_n)$$

atau dapat pula dituliskan sebagai:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{y}} &= \mathbf{L}\mathbf{y}; \\ \hat{\boldsymbol{\varepsilon}} &= \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = (\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y},\end{aligned}$$

dengan  $\mathbf{I}$  adalah matriks identitas berukuran  $n \times n$  dan

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_1^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \\ \mathbf{X}_2^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_2^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \\ \vdots \\ \mathbf{X}_n^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_n^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

### 2.2.3 Pengujian Kesesuaian Model GWR

Pengujian hipotesis dilakukan setelah menghitung estimasi terhadap parameter populasi yang benar dengan serangkaian pertanyaan-pertanyaan yang jauh lebih rumit. Pengujian hipotesis menentukan apa yang dapat kita pelajari tentang alam nyata dari sampel. Pendekatan yang kita gunakan adalah pendekatan alamiah klasik (*classical in nature*), yaitu dengan mengasumsikan bahwa data sampel adalah terbaik dan merupakan satu-satunya informasi tentang populasi.

Menurut Yasin (2011:66), pengujian hipotesis pada model GWR terdiri dari pengujian kesesuaian model GWR dan pengujian parameter model. Pengujian kesesuaian model GWR (*goodness of fit*) dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k \text{ untuk setiap } k = 0, 1, 2, \dots, q, \text{ dan } i = 1, 2, \dots, n$$

(tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi linier global dan GWR)

$$H_1 : \text{Paling tidak ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k \text{ untuk suatu } k = 0, 1, 2, \dots, q$$

(ada perbedaan yang signifikan antara model regresi linier global dan GWR).

Menurut Yasin (2011:66-67), penentuan statistik uji berdasarkan pada nilai jumlah kuadrat residul (*Residual Sum of Square/RSS*) yang diperoleh masing-masing di bawah  $H_0$  dan  $H_1$ . Di bawah kondisi  $H_0$ , dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) diperoleh nilai RSS berikut:

$$\begin{aligned} \text{RSS}(H_0) &= \hat{\varepsilon}^T \hat{\varepsilon} = (y - \hat{y})^T (y - \hat{y}) \\ &= y^T (I - H)y \end{aligned}$$

dengan  $H = X(X^T X)^{-1} X^T$  yang bersifat idempoten .

Di bawah kondisi  $H_1$ , koefisien regresi yang bervariasi secara spasial pada persamaan (2.8) ditentukan dengan metode GWR, sehingga diperoleh nilai RSS berikut:

$$\begin{aligned} \text{RSS}(H_1) &= \hat{\varepsilon}^T \hat{\varepsilon} = (y - \hat{y})^T (y - \hat{y}) \\ &= y^T (I - L)^T (I - L)y \end{aligned}$$

Dengan menggunakan selisih jumlah kuadrat *residual* di bawah  $H_0$  dan di bawah  $H_1$  diperoleh:

$$\begin{aligned} F &= \frac{\frac{(RSS(H_0) - RSS(H_1))}{\tau_1}}{\frac{RSS(H_1)}{\delta_1}} \\ &= \frac{\tau_1}{\delta_1} \frac{y^T [(I - H) - (I - L)^T (I - L)] y}{y^T (I - L)^T (I - L)y} \end{aligned}$$

Di bawah  $H_0$ ,  $F$  akan mengikuti distribusi F dengan derajat bebas  $df_1 = \frac{\tau_1^2}{\tau_2^2}$  dan

$$df_2 = \frac{\delta_1^2}{\delta_2^2}, \quad \text{dengan} \quad \tau_i = tr\left(\left[(\mathbf{I} - \mathbf{H}) - (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})\right]^i\right), i = 1, 2. \quad \text{Jika} \quad \text{taraf}$$

signifikan  $\alpha$  maka tolak  $H_0$  jika  $F \geq F_{\alpha, df_1, df_2}$ .

### 2.3 Model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR)

Model MGWR merupakan pengembangan dari model spasial multivariat dengan penaksir parameter bersifat lokal (GWR) untuk setiap lokasi pengamatan (Hanum dan Purhadi, 2013:190). Menurut Fotheringham (2002) dalam Yasin (2013:529) pada model MGWR beberapa koefisien pada model GWR diasumsikan konstan untuk seluruh pengamatan sedangkan yang lain bervariasi sesuai lokasi pengamatan.

Model MGWR digunakan pada saat terdapat variabel prediktor tertentu yang berpengaruh pada variabel respon secara global serta terdapat pula variabel prediktor yang berpengaruh secara lokal (Lumaela, dkk, 2013:101). Model MGWR dengan  $p$  variabel prediktor dan  $q$  variabel prediktor di antaranya bersifat lokal, dengan mengasumsikan bahwa *intercept* model bersifat lokal dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^q \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \sum_{k=q+1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.14)$$

$y_i$  : nilai observasi variabel respon ke- $i$

$x_{ik}$  : nilai observasi variabel prediktor  $k$  pada pengamatan ke- $i$

$\beta_0(u_i, v_i)$  : nilai *intercept* model regresi

- $\beta_k$  : nilai koefisien regresi
- $u_i, v_i$  : menyatakan titik koordinat (lintang, bujur) lokasi  $i$
- $\varepsilon_i$  : nilai *error* regresi ke- $i$

#### 2.4 *Outlier* (Pencilan)

*Outlier* adalah pengamatan yang jauh dari pusat data yang mungkin berpengaruh besar terhadap koefisien regresi. *Outlier* dapat muncul karena kesalahan dalam memasukkan data, kesalahan pengukuran, analisis, atau kesalahan-kesalahan lain. Keberadaan *outlier* akan mengganggu dalam proses analisis data dan harus dihindari dalam banyak hal. Dalam kaitannya dengan analisis regresi, *outlier* dapat menyebabkan hal-hal berikut:

1. *Residual* yang besar dari model yang terbentuk.
2. Varians pada data tersebut menjadi lebih besar.
3. Taksiran interval memiliki rentang yang lebar. (Soemartini, 2007:20).

Deteksi *outlier* mencakup determinasi residu ( $error = prediksi - hasil$  aktual) adalah nilai positif atau negatif. *Outlier* dapat benar-benar mengacu pada *sample mean* akan tetapi memiliki efek relatif kecil pada *sample median*.

Tipe dari *outlier* tidak dapat dengan mudah dibedakan walaupun dengan menggunakan definisi matematis. Menurut Rousseeuw dan Zomeron (1990) dalam Sari (2014:9), *outlier* adalah realitas yang empiris, akan tetapi definisi eksak adalah lebih sukar dipahami daripada pendefinisian eksak pada klaster.

Metode yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya *outlier* yang berpengaruh dalam koefisien regresi antara lain:

## 1. Metode Grafis

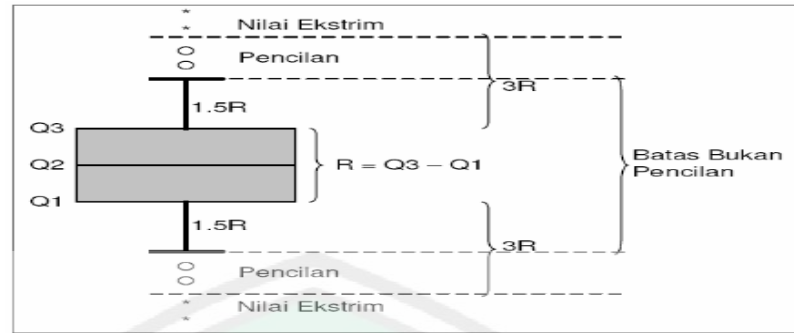
Keuntungan dari metode ini yaitu mudah dipahami karena menampilkan data secara grafis (gambar) dan tanpa melibatkan perhitungan yang rumit. Sedangkan kelemahan metode ini yaitu keputusan yang memperlihatkan data tersebut merupakan pencilan atau tidak bergantung pada kebijakan (*judgement*) penulis, karena hanya mengandalkan visualisasi gambar. Macam-macam metode grafis antara lain:

### a. Diagram Pencar (*Scatter Plot*)

Metode ini dilakukan dengan cara memplot data dengan observasi ke- $i$  ( $i=1,2,\dots,n$ ). Selain itu, jika sudah didapatkan model regresi maka dapat dilakukan dengan cara memplot antara residual dengan nilai prediksi  $Y$ . Jika terdapat satu atau beberapa data yang terletak jauh dari pola kumpulan data keseluruhan maka hal ini mengindikasikan adanya *outlier*.

### b. *Boxplot*

Metode ini menggunakan nilai kuartil dan jangkauan untuk mendeteksi pencilan. Kuartil 1, 2, dan 3 akan membagi data yang telah diurutkan sebelumnya menjadi empat bagian. Jangkauan (*IQR/Interquartile Range*) didefinisikan sebagai selisih kuartil 1 terhadap kuartil 3, atau  $IQR = Q_3 - Q_1$ . Data-data yang merupakan pencilan yaitu nilai yang kurang dari  $1,5 \times IQR$  terhadap kuartil 1 dan nilai yang lebih dari  $1,5 \times IQR$  terhadap kuartil 3.

Gambar 2.1 Gambar Identifikasi *Outlier*.

## 2. Metode DfFITS (*Difference fitted value FITS*) atau *Standardized DfFITS*

Metode ini menampilkan nilai perubahan dalam harga yang diprediksi bilamana *case* tertentu dikeluarkan, yang sudah distandarkan. Perhitungan DfFITS adalah sebagai berikut:

$$(DfFITS)_i = t_i \left( \frac{h_{ii}}{1-h_{ii}} \right)^{\frac{1}{2}}$$

dimana  $t_i$  adalah *studentized deleted* untuk kasus ke- $i$  dan  $h_{ii}$  adalah nilai *leverage* untuk kasus ke- $i$ , dengan:

$$t_i = e_i \sqrt{\frac{n-p-1}{JKG(1-h_{ii}-e_i^2)}}$$

dimana  $e_i$  adalah residual ke- $i$  dan JKG adalah jumlah kuadrat galat. Dalam matriks adalah sebagai berikut:

$$H = X(X'X)^{-1}X'$$

dengan  $H$  adalah matriks  $n \times n$ .

Elemen diagonal  $h_{ii}$  dalam matriks dapat diperoleh langsung dari:

$$h_{ii} = X_i(X'X)^{-1}X_i'$$

dengan  $X_i$  adalah matriks  $p \times 1$ ,  $(X'X)^{-1}$  adalah matriks  $p \times p$ , dan  $X_i$  adalah matriks  $1 \times p$  (Soemartini, 2007:23).

## 2.5 Fungsi Objektif

Menurut Fox (2002:3), fungsi objektif adalah fungsi yang digunakan untuk mencari fungsi pembobot pada regresi *robust*. Adapun fungsi pembobot yang digunakan antara lain:

1. Fungsi pembobot oleh Huber memakai fungsi objektif:

$$\rho(e_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}e_i^2, & |e_i| \leq c \\ c|e_i| - \frac{1}{2}c^2, & |e_i| > c \end{cases}$$

dengan

$$\rho'(e_i) = \psi(e_i) = \frac{\partial(\rho(e_i))}{\partial e_i} = \begin{cases} e_i, & |e_i| \leq c \\ c, & e_i > c \\ -c, & e_i < -c \end{cases}$$

Setelah didapatkan  $\rho'(e_i)$ , maka didapatkan fungsi pembobot:

$$\mathbf{W}_i = \mathbf{W}(e_i) = \frac{\psi(e_i)}{e_i} = \begin{cases} 1, & |e_i| \leq c \\ \frac{c}{|e_i|}, & |e_i| > c \end{cases}$$

2. Fungsi pembobot oleh Tukey memakai fungsi objektif:

$$\rho(e_i) = \begin{cases} \frac{c^2}{6} \left\{ 1 - \left[ 1 - \left( \frac{e_i}{c} \right)^2 \right]^3 \right\}, & |e_i| \leq c \\ \frac{c^2}{6}, & |e_i| > c \end{cases}$$

dengan

$$\rho'(e_i) = \psi(e_i) = \frac{\partial(\rho(e_i))}{\partial e_i} = \begin{cases} \frac{e_i \left[ 1 - \left( \frac{e_i}{c} \right)^2 \right]^2}{e_i}, & |e_i| \leq c \\ 0, & |e_i| > c \end{cases}$$

Setelah didapatkan  $\rho'(e_i)$ , maka didapatkan fungsi pembobot:

$$\mathbf{W}_i = \mathbf{W}(e_i) = \frac{\psi(e_i)}{e_i} = \begin{cases} \left[ 1 - \left( \frac{e_i}{c} \right)^2 \right]^2, & |e_i| \leq c \\ 0, & |e_i| > c \end{cases}$$

Konstanta  $c$  adalah konstanta yang menghasilkan efisiensi tinggi dengan

*residual* berdistribusi normal dan dapat memberikan perlindungan terhadap *outlier*. Untuk fungsi pembobot Huber nilai  $c = 1.345$  dan untuk fungsi pembobot *Tukey Bisquare*  $c = 4.685$  (Fox, 2002:3).

## 2.6 Regresi *Robust-M*

Menurut Chen (2002) dalam Sari (2014:13) regresi *robust* memiliki beberapa metode dalam mengestimasi, salah satunya adalah metode M (*Maximum Likelihood Type*). Metode ini merupakan metode yang baik dalam perhitungan maupun secara teoritis. Metode ini diperkenalkan oleh Huber pada tahun 1973. Dimana dalam metode ini menganalisis data dengan mengasumsikan bahwa sebagian besar *outlier* yang terdeteksi berada pada variabel prediktor.

Menurut Fox (2002:1) pada umumnya regresi *robust* estimasi M ini dilakukan dengan meminimumkan fungsi objektif dengan persamaan sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^n \rho(\varepsilon_i) = 0$$

dengan  $\varepsilon_i = y_i - \bar{y}_i$ , maka  $\varepsilon_i = y_i - \mathbf{X}_i^T \beta$  sehingga,

$$\sum_{i=1}^n \rho(\varepsilon_i) = \sum_{i=1}^n \rho(y_i - \mathbf{X}_i^T \beta)$$

Untuk mendapatkan estimasi parameter pada metode *robust-M* ini menggunakan metode iterasi. Hal ini dikarenakan *residual* tidak dapat dihitung sampai diperoleh model yang cocok dan nilai parameter regresi juga tidak dapat dihitung tanpa mengetahui nilai *residual*. Untuk mendapatkan estimasi parameter

pada metode *robust-M* biasa digunakan metode *Iteratively Reweighted Least Square/IRLS* (Fox, 2002:2).

### 2.7 MADN (*Normalized Median Absoluted Deviation*)

Misalkan  $x_1, x_2, \dots, x_n$  nilai-nilai dari sampel acak dari distribusi yang mempunyai *mean*  $\mu$  dan variansi  $\sigma^2$ .  $x_i$  dapat dituliskan dalam bentuk sebagai berikut:

$$x_i = \mu + u_i \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, n$$

Dengan memisalkan  $u_i$  mempunyai fungsi distribusi  $F_0$ , untuk setiap  $i = 1, 2, \dots, n$  dan  $u_i$  saling bebas.

Didefinisikan  $MAD(x) = MAD(x_1, x_2, \dots, x_n) = med\{|x - med(x)|\}$ , dimana median merupakan ukuran pusat data yang kekar terhadap *outlier*. Jika  $x$  simetris, maka  $med(x) = \mu$ , sehingga diperoleh:

$MAD(x) = med\{|x_i - \mu|\}$  dan berlaku:

$$\Pr\{|x_i - \mu| \leq MAD(x)\} = \frac{1}{2}$$

$$\Pr\{-MAD(x) \leq x_i - \mu \leq MAD(x)\} = \frac{1}{2}$$

$$\Pr\left(-\frac{MAD(x)}{\sigma} \leq \frac{x_i - \mu}{\sigma} \leq \frac{MAD(x)}{\sigma} = \frac{1}{2}\right)$$

$$\Pr\left(-\frac{MAD(x)}{\sigma} \leq Z \leq \frac{MAD(x)}{\sigma} = \frac{1}{2}\right)$$

Jika  $Z \sim N(0,1)$ , maka didapatkan  $\frac{MAD(x)}{\sigma} = 0,06745$ , sehingga diperoleh:

$$\hat{\sigma} = \frac{MAD(x)}{0,06745} \quad (2.15)$$

Persamaan (2.15) disebut *Normalized Median Absolute Deviation* ( $MADN(x)$ ).

( $MADN(x)$ ) merupakan estimasi yang kekar untuk  $\sigma$  (Wijaya, 2009:27-28).

## 2.8 Kajian Potensi Pertanian Padi

### 2.8.1 Pertanian

Menurut Soetrisno, dkk, (2006:66) pertanian dapat diberikan dalam arti terbatas dan arti luas. Dalam arti terbatas, pertanian ialah pengelolaan tanaman dan lingkungannya agar memberikan suatu produk. Sedangkan dalam arti luas, pertanian ialah pengolahan tanaman, ternak, dan ikan agar memberikan suatu produk. Pertanian yang baik ialah pertanian yang dapat memberikan produk jauh lebih baik daripada apabila tanaman, ternak, atau ikan tersebut dibiarkan hidup secara alami.

Usaha meningkatkan produksi pertanian di suatu wilayah dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu meningkatkan hasil dan meningkatkan luas panen. Meningkatkan hasil dilakukan dengan mengatur semua faktor sebaik mungkin. Meningkatkan luas panen dapat dilakukan dengan meningkatkan perluasan tanaman dan menekan kegagalan panen.

### 2.8.2 Tanaman Padi

Ina (2007) dalam Sari (2014:22) menyatakan bahwa tanaman padi adalah sejenis tumbuhan yang sangat mudah ditemukan. Sebagian besar masyarakat di Indonesia menjadikan padi sebagai sumber bahan makanan pokok. Padi merupakan tanaman yang termasuk genus *Oryza L.* yang meliputi kurang lebih 25 spesies, tersebar di daerah tropis dan daerah subtropis, seperti Asia, Afrika, Amerika, dan Australia.

Menurut Joy dan Wibberly (1979) dalam Girisonta (1990:10), tanaman padi yang mempunyai nama botani *Oryza sativa* dengan nama lokal padi (*paddy*),

dapat dibedakan dalam dua jenis, yaitu padi kering yang tumbuh di dataran tinggi dan padi sawah yang memerlukan air menggenang.

Yandianto (2003) dalam Sari (2014:22) menyatakan bahwa perbedaan jenis padi pada umumnya terletak pada usia tanaman, jumlah hasil, mutu beras, dan ketahanannya terhadap hama dan penyakit.

### **2.8.3 Irigasi**

Menurut Dumairy (1992) dalam Sari (2014:23), irigasi adalah usaha pengadaan dan pengaturan secara buatan, baik air tanah maupun air permukaan untuk menunjang pertanian. Jumlah air yang tepat untuk diberikan ke tapak sawah, waktu pemberian dan tersedianya saluran drainase merupakan faktor-faktor yang menentukan keberhasilan tanaman. Air yang dibendung harus dijaga dengan hati-hati dan merupakan jalur masuk dan keluarnya dari petak persawahan akan mempengaruhi kesuksesan hasil panen.

Irigasi sebagai penggunaan air pada tanah untuk keperluan penyediaan cairan yang dibutuhkan untuk pertumbuhan tanaman-tanaman. Penggunaan air dalam hal ini meliputi:

1. Menambah air ke dalam tanah untuk keperluan tanaman.
2. Menyediakan jaminan panen, mengurangi bahaya pembekuan.
3. Untuk mencuci atau mengurangi kadar garam dalam tanah.
4. Untuk mengurangi bahaya erosi tanah.
5. Untuk melunakkan pembajakan dari gumpalan tanah. (Hensen, 1986 dalam Sari, 2014:24).

#### 2.8.4 Sawah

Faktor lain yang dapat mempengaruhi produksi padi adalah lahan sawah. Lahan sawah memiliki arti penting, yakni sebagai media aktivitas bercocok tanam guna menghasilkan bahan pangan pokok (khususnya padi) bagi kebutuhan umat manusia.

Lahan sawah adalah suatu tipe penggunaan lahan, yang untuk pengelolaannya memerlukan genangan air. Oleh karena itu, sawah selalu mempunyai permukaan datar atau yang didatarkan serta dibatasi oleh pematang untuk menahan air genangan. Berdasarkan sumber air yang digunakan dan keadaan genangannya, sawah dapat dibedakan menjadi 4 jenis, yaitu:

1. Sawah irigasi, yaitu sawah yang sumber airnya berasal dari tempat lain, melalui saluran-saluran yang sengaja dibuat untuk itu. Sawah irigasi dibedakan atas sawah irigasi teknis, setengah teknis, dan sawah irigasi sederhana/non teknis.
2. Sawah tadah hujan, yaitu sawah yang sumber airnya tergantung atau berasal dari curah hujan tanpa adanya bangunan-bangunan irigasi permanen. Umumnya terdapat pada wilayah yang posisinya lebih tinggi dari sawah irigasi atau sawah lainnya sehingga tidak memungkinkan terjangkau oleh pengairan.
3. Sawah pasang surut, yaitu sawah yang irigasinya tergantung pada gerakan pasang surut serta letaknya di wilayah datar tidak jauh dari laut. Sumber airnya berasal dari air sungai yang karena adanya pengaruh pasang surut air dimanfaatkan untuk mengairi saluran irigasi.

4. Sawah lebak, yaitu sawah yang diusahakan di daerah rawan memanfaatkan naik turunnya permukaan air rawa secara alami, sehingga dalam sistem sawah lebak tidak dijumpai sistem saluran air. (Sofyan, dkk, 2000:15).

### 2.8.5 Alat Pertanian

Menurut Soekirno (1999:24), alat pertanian adalah susunan dari alat-alat yang saling terkait dan mempunyai sistem transmisi (pengubah gerak), serta mempunyai tujuan tertentu di bidang pertanian dan untuk mengoperasikannya diperlukan masukan tenaga. Alat pertanian bertujuan untuk mengerjakan pekerjaan yang ada hubungannya dengan pertanian, seperti alat pengolahan tanah, alat pengairan, alat pemberantas hama, dan sebagainya.

Beberapa macam alat dan mesin pertanian secara garis besar dapat dibagi menjadi tiga kelompok, yakni:

1. Alat dan mesin pembukaan lahan.
2. Alat dan mesin untuk produksi pertanian, terdiri dari: pengolah tanah, alat penanam, alat pemeliharaan tanaman, dan alat pemanen.
3. Alat dan mesin *processing* hasil pertanian (pasca panen), terdiri dari: alat pengering, alat pembersih atau pemisah, dan alat pengupas atau reduksi.

Alat dan mesin pengolahan yang digunakan untuk komoditi padi terdiri dari perontok (*thresher*), pemecah kulit dan pemutih (*polisher*). Biasanya perontok dan *cleaner* untuk komoditi padi juga dapat digunakan untuk komoditi yang lain (Smith dan Wilkes, 1990:43).

### 2.8.6 Pupuk

Menurut Lingga dan Marsono (1986:27), pupuk merupakan kunci dari kesuburan tanah karena berisi satu atau lebih unsur untuk menggantikan unsur yang habis tersimpan tanaman. Jadi, memupuk berarti menambah unsur hara ke dalam tanah (pupuk akar) dan tanaman (pupuk daun).

Secara umum pupuk dibagi menjadi dua kelompok, antara lain:

#### 1. Pupuk Anorganik

Pupuk anorganik adalah pupuk yang dibuat oleh pabrik-pabrik pupuk dengan meramu bahan-bahan kimia (anorganik) berkadar hara tinggi. Saat ini jenis-jenis pupuk anorganik sangat beragam. Keanekaragaman pupuk anorganik ini sangat menguntungkan petani jika dipahami betul aturan pakainya, sifat-sifatnya, dan manfaatnya bagi tanaman. Beberapa contoh pupuk anorganik yaitu: urea (pupuk N), TSP atau SP-360 (pupuk P), dan KCl (pupuk K).

#### 2. Pupuk Organik

Pupuk organik adalah bahan yang dihasilkan dari pelapukan sisa-sisa tanaman, hewan, dan manusia. Beberapa jenis pupuk organik yaitu: pupuk kandang, kompos, pupuk hijau, humus, dan pupuk burung atau guano. Terdapat beberapa kelebihan dari pupuk organik ini sehingga sangat disukai petani, di antaranya sebagai berikut:

- a. Memperbaiki struktur tanah.
- b. Meningkatkan daya serap tanah terhadap air.
- c. Meningkatkan kondisi kehidupan di dalam tanah.
- d. Sebagai zat sumber makanan bagi tanaman. (Lingga dan Marsono, 1986:29).

Menurut Lingga dan Marsono (2001:13), secara umum pupuk bermanfaat untuk menyediakan unsur hara yang kurang atau bahkan tidak tersedia di tanah untuk mendukung pertumbuhan tanaman. Namun, secara lebih terperinci manfaat pupuk ini dibagi menjadi dua, yakni yang berkaitan dengan perbaikan sifat fisika, misalnya memperbaiki struktur tanah dan yang berkaitan dengan kimia tanah, misalnya memperbaiki keasaman tanah.

## 2.9 Kajian Al-Quran tentang *Outlier*

Al-Quran merupakan kitab suci yang secara langsung diturunkan kepada Nabi Muhammad Saw. oleh Allah Swt. melalui Malaikat Jibril. Al-Quran merupakan induk dari semua ilmu yang ada di alam semesta ini. Di dalamnya mengandung petunjuk, kebenaran, nilai-nilai kebaikan dan jalan yang lurus serta terdapat ilmu yang dapat dipelajari dan diterapkan dalam kehidupan sehari-hari.

Allah Swt. menurunkan al-Quran kepada Nabi Muhammad Saw. untuk disampaikan kepada umat manusia. Selain itu, Allah Swt. juga menciptakan alam untuk dijadikan pengamatan dan penelitian oleh manusia. Dalam al-Quran yang terdapat pada bab sebelumnya dijelaskan bahwa terdapat perbuatan menyimpang yang telah dilakukan oleh manusia, sehingga menyebabkan kerusakan alam yaitu pada surat al-Ruum ayat 41.

Dijelaskan dalam tafsir al-Quranul Majid an-Nur (2000:3184-3185) bahwa ketika manusia belum tamak kepada harta (menjadi materialis) dan belum musyrik dengan kemewahan dunia, maka dunia ini penuh dengan kebajikan dan kejayaan, keamanan dan ketentraman. Pada mulanya, manusia hidup dalam kebahagiaan sampai kemudian timbul rasa dengki dan tamak yang dilahirkan

dalam berbagai corak. Maka Allah Swt. mengutus nabi-nabi untuk menyampaikan keterangan yang menggembirakan dan menyampaikan peringatan, serta menentukan hukum di antara manusia dalam segala macam hak dan kewajibannya. Allah Swt. juga menyiksa manusia-manusia yang durhaka dan membinasakan umat yang ingkar. Allah Swt. mencabut keberkatan dari manusia dan menyiksa mereka dengan mendatangkan bencana yang memusnahkan harta dan jiwa manusia, sehingga manusia kembali kepada kebenaran.

Azab dan bencana yang telah menimpa manusia adalah sebagai pembalasan yang setimpal atas perbuatan manusia yang mempersekutukan Allah Swt. dan mendustakan rasul-rasul. Firman Allah Swt. ini memberi peringatan bahwa kerusakan bukanlah karena mempersekutukan Allah Swt. saja, tetapi juga akibat perbuatan manusia yang keji, walaupun tidak sampai pada derajat mempersekutukan Allah Swt..

Allah Swt. mengabarkan dengan Firman-Nya, *“Telah nampak kerusakan di darat dan di laut ...”* maksudnya, perbuatan maksiat telah menyebar di muka bumi yaitu di daratan, di lautan dan udara. Telah disembah selain Allah Swt., dihalalkan hal-hal yang diharamkan-Nya, sehingga Allah Swt. menimpakan musibah pada harta, badan, dan kehormatan manusia. Dan ini adalah hasil pengingkaran manusia terhadap agama Allah Swt., meremehkan syariat dan tidak melaksanakan hukum-hukum Allah Swt.. Firman Allah Swt., *“Disebabkan oleh perbuatan tangan manusia...”* yaitu disebabkan oleh kezaliman, kekufuran, kefasikan dan kejahatan manusia. Firman-Nya, *“Supaya Allah merasakan kepada mereka sebagian dari perbuatan mereka ...”* yaitu syirik dan maksiat, bukan karena semua yang telah dilakukan oleh manusia. Karena jika Allah Swt.

menimpa azab-Nya kepada manusia karena semua dosa manusia, niscaya Allah Swt. akan habiskan kehidupan manusia, dan menghancurkan keberadaan mereka. Akan tetapi, Allah Swt. Maha Pengasih dan Penyayang terhadap hamba-hambanya dan Maha Lembut terhadap manusia (Al-Jazairi, 2008:678).

Firman Allah Swt. tersebut dengan tegas menyatakan bahwa karena keingkaran (kufur) manusia atas nikmat Allah-lah yang menyebabkan turunnya azab (siksaan) Allah Swt. yang sangat memberatkan dan bahwa kerusakan di muka bumi ini juga akibat perbuatan manusia sendiri. Tujuannya adalah agar manusia sadar akan perbuatannya tersebut sehingga pada akhirnya dia akan kembali lagi kepada Allah Swt., yakni kembali ke jalan yang benar dan selalu bersyukur atas kenikmatan yang selama ini diterima dari Allah Swt.. Kerusakan yang dimaksud dalam ayat tersebut adalah kerusakan yang diakibatkan oleh perbuatan tangan-tangan manusia berupa tindakan maksiat dan kerusakan-kerusakan moral. Jadi, kerusakan tersebut bukan semata-mata perbuatan buruk manusia saja. Kerusakan itu bisa berupa bermacam-macam musibah atau bencana yang terjadi baik di darat maupun di laut (bahkan di udara/angkasa). Allah Swt. tidak bermaksud menyiksa manusia dengan kerusakan-kerusakan tersebut, sebab jika Allah Swt. menghukum manusia dengan cara tersebut pasti akan hancur seluruh manusia di muka bumi ini.

Oleh karena itu, Allah Swt. menyuruh manusia untuk segera bertaubat dengan sebenar-benarnya sebelum datangnya hari pembalasan. Seperti dalam Firman Allah Swt. pada surat al-Ruum ayat 43 yang berbunyi:

فَأَقِمْ وَجْهَكَ لِلدِّينِ الْغَيِّمِ مِنْ قَبْلِ أَنْ يَأْتِيَ يَوْمٌ لَا مَرَدَّ لَهُ مِنَ اللَّهِ يَوْمَئِذٍ يُصَدِّعُونَ ﴿٤٣﴾

*“Oleh karena itu, hadapkanlah wajahmu kepada agama yang Lurus (Islam) sebelum datang dari Allah suatu hari yang tidak dapat ditolak (kedatangannya): pada hari itu mereka terpisah-pisah” (QS. al-Ruum/30:43).*

Sesudah Allah Swt. memerintahkan untuk segera bertaubat dan mencegah orang kafir melakukan perbuatan-perbuatan keji serta menyuruh para mukmin melaksanakan kewajibannya, Allah Swt. berfirman: “Oleh karena keadaan seperti yang sudah dijelaskan itu, maka tempuhlah jalan yang telah digariskan oleh Allah Swt. dan ikutilah syariatnya sebelum datang kepadamu hari yang tidak dapat ditolak oleh siapapun, yaitu hari hisab, yang Allah Swt. telah memastikan kedatangannya.”

Dalam tafsir al-Quran al-Jaizairi (2008:679) dijelaskan bahwa manusia diperintahkan istiqamah untuk tetap pada agama Islam, karena tidak ada agama yang diterima Allah Swt. selain Islam. Menganut keyakinan Islam, mengerjakan segala perintah-Nya, menjauhi larangan-Nya, berakhlak islami, menegakkan hukum-hukum-Nya, menghalalkan segala yang dihalalkan, mengharamkan segala yang diharamkan, dan bersabar dalam mengajak manusia di jalan Allah Swt.. Allah Swt. memerintahkan untuk mengerjakan hal-hal tersebut sebelum datangnya hari kiamat. Pada hari itu tidak ada kesempatan untuk beramal, yang ada hanyalah balasan, dan Allah Swt. telah menentukan agar manusia diberi balasan yang sesuai dengan amal perbuatan manusia di dunia. Manusia akan terpecah menjadi dua golongan, yaitu golongan di surga dan golongan di neraka.

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Pendekatan Penelitian**

Pendekatan penelitian yang digunakan pada penelitian yang berjudul Estimasi Parameter Model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) pada Data yang Mengandung *Outlier* ini adalah dengan pendekatan deskriptif kuantitatif, kualitatif, dan studi literatur. Pada pendekatan deskriptif kuantitatif yaitu dengan menganalisis data dan menyusun data yang sudah ada sesuai dengan kebutuhan peneliti. Pendekatan kualitatif merupakan pengembangan dari pendekatan deskriptif kuantitatif. Sedangkan studi literatur yaitu dengan mengumpulkan bahan-bahan pustaka yang dibutuhkan oleh peneliti sebagai acuan dalam menyelesaikan penelitian.

#### **3.2 Sumber Data**

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder yang bersumber dari skripsi yang berjudul “Estimasi Parameter *Robust Geographically Weighted Regression* dengan Metode *Robust-M*”. Unit observasi dalam penelitian ini adalah 29 kabupaten dan 9 kota di Jawa Timur.

#### **3.3 Variabel Penelitian**

Pada penelitian ini terdapat delapan variabel penelitian yang dibagi menjadi dua, yaitu variabel respon adalah produksi padi ( $y$ ) dan variabel prediktor meliputi: sistem pengairan teknis ( $X_1$ ), sistem pengairan setengah teknis ( $X_2$ ),

sistem pengairan non teknis ( $X_3$ ), sistem pengairan desa ( $X_4$ ), sistem pengairan tadah hujan ( $X_5$ ), jumlah alat pertanian ( $X_6$ ), dan jumlah alokasi pupuk ( $X_7$ ). Dengan variabel letak geografis adalah garis lintang selatan dan garis bujur timur.

### 3.4 Analisis Data

#### 3.4.1 Estimasi Parameter Model MGWR yang Mengandung *Outlier*

Langkah-langkah estimasi parameter model MGWR yang mengandung *outlier* adalah sebagai berikut:

1. Menentukan model MGWR yang mengandung *outlier*.
2. Estimasi parameter model yang mengandung *outlier*.
  - a) Estimasi parameter global dengan metode *robust-M* langkah-langkahnya adalah:
    1. Menentukan model regresi linier global yang mengandung *outlier*.
    2. Melakukan estimasi parameter model dengan metode *robust-M*, dengan langkah sebagai berikut:
      - a. Melakukan estimasi parameter  $\beta_g$  dengan OLS.
      - b. Mencari fungsi pembobot  $W_{gi}$ .
      - c. Mencari estimasi baru dengan WLS.
      - d. Melakukan penyelesaian estimasi dengan metode IRLS (*Iteratively Reweighted Least Square*), dengan cara sebagai berikut:
        - i. Menentukan  $\hat{\beta}_g^0$  sebagai penaksir awal.
        - ii. Mencari fungsi pembobot baru berdasarkan penaksir awal.
        - iii. Langkah berlanjut hingga didapatkan penaksir yang konvergen.

b) Estimasi parameter lokal (*robust* GWR) dengan metode *robust*-M langkah-langkahnya adalah:

1. Menentukan model *robust* GWR.
2. Melakukan estimasi parameter model *robust* GWR dengan metode *robust*-M, dengan langkah sebagai berikut:
  - a. Melakukan estimasi parameter  $\beta_l(u_i, v_i)$  dengan OLS.
  - b. Mencari fungsi pembobot  $W_{li}$ .
  - c. Mencari estimasi baru dengan WLS.
  - d. Melakukan penyelesaian estimasi dengan metode IRLS (*Iteratively Reweighted Least Square*), dengan cara sebagai berikut:
    - i. Menentukan  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^0$  sebagai penaksir awal.
    - ii. Mencari fungsi pembobot baru berdasarkan penaksir awal.
    - iii. Langkah berlanjut hingga didapatkan penaksir yang konvergen.
3. Penarikan kesimpulan.

#### 3.4.2 Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012

Langkah-langkah dalam pemetaan potensi padi di Jawa Timur tahun 2012 adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis deskriptif data sebagai gambaran awal untuk mengetahui keadaan pertanian padi di Jawa Timur.
2. Mendeteksi adanya *outlier*.
3. Melakukan pengujian asumsi data.
4. Analisis data dengan menggunakan model MGWR yang mengandung *outlier*.

5. Penarikan kesimpulan.



## BAB IV

### PEMBAHASAN

#### 4.1 Estimasi Parameter Model MGWR yang Mengandung *Outlier*

Model MGWR merupakan gabungan dari model regresi linier global dan GWR, sehingga estimasi parameter yang dihasilkan sebagian bersifat global dan sebagian lainnya bersifat lokal. Model MGWR dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^q \beta_k x_{ik} + \sum_{k=q+1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i, \quad (4.1)$$

Persamaan (4.1) dalam bentuk matriks menjadi:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1q} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{1,(q+1)} & x_{1,(q+2)} & \cdots & x_{1p} \\ x_{2,(q+1)} & x_{2,(q+2)} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n,(q+1)} & x_{n,(q+2)} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{q+1}(u_0, v_0) \\ \beta_{q+2}(u_0, v_0) \\ \vdots \\ \beta_p(u_0, v_0) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

misalkan:

$$\mathbf{X}_g = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1q} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \cdots & x_{nq} \end{bmatrix}, \mathbf{X}_l = \begin{bmatrix} x_{1,(q+1)} & x_{1,(q+2)} & \cdots & x_{1p} \\ x_{2,(q+1)} & x_{2,(q+2)} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n,(q+1)} & x_{n,(q+2)} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}, \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

$$\text{dan, } \beta_l(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} \beta_{q+1}(u_0, v_0) \\ \beta_{q+2}(u_0, v_0) \\ \vdots \\ \beta_p(u_0, v_0) \end{bmatrix}, \beta_g = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_q \end{bmatrix}, i = 1, 2, \dots, n$$

maka didapatkan persamaan sebagai berikut:

$$Y = \mathbf{X}_g \beta_g + \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i) + \varepsilon \quad (4.2)$$

Pada penelitian ini model MGWR diasumsikan mengandung *outlier*, sehingga taksiran model MGWR yang mengandung *outlier* adalah:

$$Y^* = \mathbf{X}_g \beta_g + \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i) + \varepsilon \quad (4.3)$$

Untuk mendapatkan estimasi parameter model MGWR yang mengandung *outlier*, langkah pertama yaitu dengan menentukan parameter global yang dalam hal ini adalah parameter pada model regresi linier global yang mengandung *outlier*. Penentuan parameter global yaitu dengan menggunakan metode *robust-M*, sehingga taksiran model regresi global yang mengandung *outlier* adalah:

$$\rho Y_i^* = \rho \mathbf{X}_g \beta_g + \rho(\varepsilon_i)$$

Menurut Fox (2002:1), penentuan parameter global dengan metode ini bertujuan untuk meminimumkan fungsi objektif (meminimumkan *residual*  $\rho$ ) pada persamaan berikut:

$$\sum_{i=1}^n \rho(\varepsilon_i) \quad (4.4)$$

Sehingga persamaan (4.4) dapat dijabarkan menjadi:

$$\sum_{i=1}^n \rho(\varepsilon_i) = \sum_{i=1}^n \rho(Y_i^* - \mathbf{X}_g \beta_g)$$

Berdasarkan persamaan tersebut dapat diketahui bahwa  $\varepsilon_i = Y_i^* - \mathbf{X}_g \beta_g$ , sehingga dapat ditentukan jumlah kuadrat *residual*-nya adalah:

$$\begin{aligned}
\varepsilon_i^T \rho \varepsilon_i &= (Y_i^* - \mathbf{X}_g \beta_g)^T \rho (Y_i^* - \mathbf{X}_g \beta_g) \\
&= (Y_i^{*T} - \mathbf{X}_g^T \beta_g^T) \rho (Y_i^* - \mathbf{X}_g \beta_g) \\
&= Y_i^{*T} \rho Y_i^* - \rho Y_i^{*T} \mathbf{X}_g \beta_g - \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho Y_i^* + \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho \mathbf{X}_g \beta_g \\
&= Y_i^{*T} \rho Y_i^* - \rho (Y_i^{*T} \mathbf{X}_g \beta_g)^T - \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho Y_i^* + \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho \mathbf{X}_g \beta_g \\
&= Y_i^{*T} \rho Y_i^* - \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho Y_i^* - \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho Y_i^* + \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho \mathbf{X}_g \beta_g \\
&= Y_i^{*T} \rho Y_i^* - 2 \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho Y_i^* + \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho \mathbf{X}_g \beta_g
\end{aligned}$$

Untuk mendapatkan parameter global yaitu dengan meminimumkan persamaan tersebut dengan cara mencari turunan pertama  $\varepsilon_i^T \rho \varepsilon_i$  terhadap  $\beta_g^T$ .

$$\begin{aligned}
\frac{d\varepsilon_i^T \rho \varepsilon_i}{d\beta_g^T} &= \frac{Y_i^{*T} \rho Y_i^* - 2 \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho Y_i^* + \mathbf{X}_g^T \beta_g^T \rho \mathbf{X}_g \beta_g}{\beta_g^T} \\
&= 0 - 2 \mathbf{X}_g^T \rho Y_i^* + \mathbf{X}_g^T \rho \mathbf{X}_g \beta_g + (\beta_g^T \mathbf{X}_g^T \rho \mathbf{X}_g)^T \\
&= -2 \mathbf{X}_g^T \rho Y_i^* + 2 \mathbf{X}_g^T \rho \mathbf{X}_g \beta_g
\end{aligned}$$

Dan menyamadengankan nol, maka diperoleh:

$$\begin{aligned}
\mathbf{X}_g^T \rho Y_i^* &= \mathbf{X}_g^T \rho \mathbf{X}_g \beta_g \\
\beta_g &= (\mathbf{X}_g^T \rho \mathbf{X}_g)^{-1} \mathbf{X}_g^T \rho Y_i^*
\end{aligned} \tag{4.5}$$

Dari persamaan (4.5) terdapat  $\rho$  yang merupakan parameter yang mengandung *outlier*. Parameter  $\rho$  dapat dicari dengan memisalkan  $\rho = \psi$  sebagai fungsi *influence*, sehingga persamaan (4.5) dapat diubah menjadi:

$$\beta_g = (\mathbf{X}_g^T \psi \mathbf{X}_g)^{-1} \mathbf{X}_g^T \psi Y_i^* \tag{4.6}$$

Drapper dan Smith (1998) dalam Susanti, dkk, (2013:255) mendefinisikan suatu fungsi pembobot sebagai berikut:

$$\mathbf{W}_{gi} = \frac{\psi \varepsilon_i^*}{\varepsilon_i^*} \tag{4.7}$$

dengan  $\varepsilon_i^*$  merupakan *residual* yang distandardisasi terhadap estimasi simpangan baku ( $\hat{\sigma}$ ), maka diperoleh:

$$\varepsilon_i^* = \frac{\varepsilon_i}{\hat{\sigma}}$$

Pada persamaan tersebut dipilih estimasi  $\hat{\sigma}$  adalah:

$$\hat{\sigma} = \frac{MAD(x)}{0,6745} = \frac{\text{med}|e_i - \text{med}(e_i)|}{0,6745}$$

Pemilihan konstanta 0,6745 membuat  $\hat{\sigma}$  suatu penaksir yang mendekati tak bias dari  $\sigma$  jika  $n$  besar dan sisaan berdistribusi normal (Maronna, dkk, 2006 dalam Sari, 2014:38).

Sehingga persamaan (4.7) jika diubah menjadi:

$$\mathbf{W}_{gi} = \frac{\psi\left(\frac{(Y^* - \mathbf{X}_g \beta_g)}{\hat{\sigma}}\right)}{\left(\frac{(Y^* - \mathbf{X}_g \beta_g)}{\hat{\sigma}}\right)}$$

dan

$$\psi\left(\frac{(Y^* - \mathbf{X}_g \beta_g)}{\hat{\sigma}}\right) = \mathbf{W}_{gi} \left(\frac{(Y^* - \mathbf{X}_g \beta_g)}{\hat{\sigma}}\right)$$

Karena  $\psi = \mathbf{W}_{gi}$ , persamaan (4.6) dapat diubah menjadi:

$$\beta_g = (\mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi} \mathbf{X}_g)^{-1} \mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi} Y_i^*$$

dengan  $\mathbf{W}_{gi}$  adalah matriks pembobot yang berukuran  $n \times n$  dengan elemen-elemen diagonal yang berisi pembobot  $\mathbf{W}_{g1}, \mathbf{W}_{g2}, \dots, \mathbf{W}_{gn}$ . Persamaan tersebut dikenal dengan persamaan *Weighted Least Square* (WLS). Pada pembahasan ini

pembobot yang digunakan adalah fungsi pembobot *Tukey Bisquare*. Karena nilai

$\varepsilon_i^* = \frac{\varepsilon_i}{\hat{\sigma}}$  sebagai pengganti  $\varepsilon_i$ , sehingga didapatkan:

$$\mathbf{W}_{gi} = \frac{\psi \varepsilon_i^*}{\varepsilon_i^*} = \begin{cases} \frac{\varepsilon_i^* \left( 1 - \left( \frac{\varepsilon_i^*}{c} \right)^2 \right)^2}{\varepsilon_i^*}, & |\varepsilon_i^*| \leq c \\ 0, & |\varepsilon_i^*| > c \end{cases}$$

$$\mathbf{W}_{gi} = \frac{\psi \varepsilon_i^*}{\varepsilon_i^*} = \begin{cases} \left( 1 - \left( \frac{\varepsilon_i^*}{c} \right)^2 \right)^2, & |\varepsilon_i^*| \leq c \\ 0, & |\varepsilon_i^*| > c \end{cases}$$

Untuk fungsi pembobot *Tukey Bisquare*, konstanta yang digunakan adalah  $c = 4,685$ .

Jika fungsi  $\psi$  tidak linier, maka estimasi parameter dapat diselesaikan dengan metode iterasi yaitu metode kuadrat terkecil terboboti (*IRLS/Iteratively Reweighted Least Square*). Pada iterasi ini nilai  $\mathbf{W}_{gi}$  akan berubah nilainya di setiap iterasinya sehingga diperoleh  $\hat{\beta}_g^0, \hat{\beta}_g^1, \hat{\beta}_g^2, \dots, \hat{\beta}_g^k$ . Untuk parameter dengan  $m$  adalah jumlah parameter yang akan diestimasi, penaksir awal  $\hat{\beta}_g^0$  adalah sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_g^0 = (\mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^0 \mathbf{X}_g)^{-1} \mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^0 Y_i^*$$

dengan  $\mathbf{W}_{gi}^0$  adalah matriks pembobot pertama yang berukuran  $n \times n$  yang berisi pembobot  $\mathbf{W}_{g1}^0, \mathbf{W}_{g2}^0, \dots, \mathbf{W}_{gn}^0$ . Maka untuk penaksir selanjutnya dapat ditulis:

$$\hat{\beta}_g^1 = (\mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^0 \mathbf{X}_g)^{-1} \mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^0 Y_i^*$$

Kemudian menghitung  $\mathbf{W}_{gi}^1$  dengan  $\hat{\beta}_g^1$ , sehingga diperoleh:

$$\mathbf{W}_{gi}^1 = \frac{\psi\left(\frac{(Y^* - \mathbf{X}_g \beta_g^1)}{\hat{\sigma}}\right)}{\left(\frac{(Y^* - \mathbf{X}_g \beta_g^1)}{\hat{\sigma}}\right)} \quad (4.8)$$

maka diperoleh:

$$\hat{\beta}_g^2 = (\mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^1 \mathbf{X}_g)^{-1} \mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^1 Y_i^*$$

Untuk parameter sampai dengan  $m$  (jumlah parameter yang diestimasi) maka  $\mathbf{W}_{gi}$  dapat dinyatakan dengan:

$$\mathbf{W}_{gi}^{m-1} = \frac{\psi\left(\frac{(Y^* - \mathbf{X}_g \beta_g^{m-1})}{\hat{\sigma}}\right)}{\left(\frac{(Y^* - \mathbf{X}_g \beta_g^{m-1})}{\hat{\sigma}}\right)} \quad (4.9)$$

Dari persamaan (4.9) didapatkan  $\hat{\beta}_g^m$  adalah:

$$\hat{\beta}_g^m = (\mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^{m-1} \mathbf{X}_g)^{-1} \mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^{m-1} Y_i^* \quad (4.10)$$

Untuk  $\mathbf{W}_{gi}^m$  pembobot yang diberikan, maka dapat diperoleh penaksir:

$$\hat{\beta}_g^{m+1} = (\mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^m \mathbf{X}_g)^{-1} \mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^m Y_i^* \quad (4.11)$$

Perhitungan tersebut akan berulang sampai diperoleh penaksir yang konvergen, yaitu ketika selisih antara nilai  $\hat{\beta}_g^{m+1}$  dan  $\hat{\beta}_g^m$  mendekati 0.

Setelah didapatkan estimasi parameter model regresi global, maka langkah selanjutnya yaitu menentukan estimasi parameter model GWR yang mengandung *outlier* dengan menggunakan metode *robust-M* seperti yang telah dilakukan oleh Sari (2014). Sehingga taksiran model GWR yang mengandung *outlier* adalah:

$$\rho Y_i^* = \rho \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i) + \rho(\varepsilon_i) \quad (4.12)$$

Penentuan parameter GWR dilakukan dengan meminimumkan fungsi objektif (meminimumkan *residual*  $\rho$ ) pula. Sehingga didapatkan:

$$\sum_{i=1}^n \rho(\varepsilon_i) = \sum_{i=1}^n \rho(Y_i^* - \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i))$$

Dari persamaan tersebut diketahui  $\varepsilon_i = Y_i^* - \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i)$ , maka jumlah kuadrat *residual*-nya adalah:

$$\begin{aligned} \varepsilon_i^T \rho \varepsilon_i &= (Y_i^* - \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i))^T \rho (Y_i^* - \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i)) \\ &= (Y_i^{*T} - \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i)) \rho (Y_i^* - \mathbf{X}_i \beta(u_i, v_i)) \\ &= Y_i^{*T} \rho Y_i^* - \rho Y_i^{*T} \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i) - \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho Y_i^* + \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i) \\ &= Y_i^{*T} \rho Y_i^* - \rho (Y_i^{*T} \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i))^T - \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho Y_i^* + \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i) \\ &= Y_i^{*T} \rho Y_i^* - \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho Y_i^* - \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho Y_i^* + \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i) \\ &= Y_i^{*T} \rho Y_i^* - 2 \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho Y_i^* + \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i) \end{aligned}$$

Untuk meminimumkan persamaan tersebut yaitu dengan cara mencari turunan pertama  $\varepsilon_i^T \rho \varepsilon_i$  terhadap  $\beta_l(u_i, v_i)^T$ .

$$\begin{aligned} \frac{d \varepsilon_i^T \rho \varepsilon_i}{d \beta_l(u_i, v_i)^T} &= \frac{Y_i^{*T} \rho Y_i^* - 2 \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho Y_i^* + \mathbf{X}_i^T \beta_l^T(u_i, v_i) \rho \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i)}{\beta_l(u_i, v_i)^T} \\ &= 0 - 2 \mathbf{X}_i^T \rho Y_i^* + \mathbf{X}_i^T \rho \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i) + (\beta_l(u_i, v_i)^T \mathbf{X}_i^T \rho \mathbf{X}_i)^T \\ &= -2 \mathbf{X}_i^T \rho Y_i^* + 2 \mathbf{X}_i^T \rho \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i) \end{aligned}$$

Dan menyamadengankan nol, maka diperoleh:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_i^T \rho Y_i^* &= \mathbf{X}_i^T \rho \mathbf{X}_i \beta_l(u_i, v_i) \\ \beta_l(u_i, v_i) &= (\mathbf{X}_i^T \rho \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \rho Y_i^* \end{aligned} \quad (4.13)$$

Dari persamaan (4.13) terdapat  $\rho$  yang merupakan parameter yang mengandung *outlier*. Parameter  $\rho$  dapat dicari dengan memisalkan  $\rho = \psi$  sebagai fungsi *influence*, sehingga persamaan (4.13) dapat diubah menjadi:

$$\beta_l(u_i, v_i) = (\mathbf{X}_l^T \psi \mathbf{X}_l)^{-1} \mathbf{X}_l^T \psi Y_i^* \quad (4.14)$$

Menurut Drapper dan Smith (1998) dalam Susanti, dkk, (2013:255), fungsi *influence* dari fungsi pembobot:

$$\mathbf{W}_{ii} = \frac{\psi \varepsilon_i^*}{\varepsilon_i} \quad (4.15)$$

dengan  $\varepsilon_i^*$  *residual* yang distandardisasi terhadap estimasi simpangan baku ( $\hat{\sigma}$ ), maka diperoleh  $\varepsilon_i^* = \frac{\varepsilon_i}{\hat{\sigma}}$

Menurut Maronna, dkk, (2006) dalam Sari (2014:38) nilai dari  $\hat{\sigma}$  dapat diperoleh dengan cara sebagai berikut:

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

dimana  $MAD(x) = med \{|x - med(x)|\}$  dan 0,6745 merupakan konstanta untuk mencari  $\hat{\sigma}$  yang bersifat *unbias* dari  $\sigma$  untuk  $n$  besar dan *residual* berdistribusi normal.

Sehingga dari persamaan (4.15) dapat diubah menjadi:

$$\mathbf{W}_{ii} = \frac{\psi \left( \frac{(Y^* - \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i))}{\hat{\sigma}} \right)}{\left( \frac{(Y^* - \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i))}{\hat{\sigma}} \right)}$$

dan

$$\psi \left( \frac{(Y^* - \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i))}{\hat{\sigma}} \right) = \mathbf{W}_{li} \left( \frac{(Y^* - \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i))}{\hat{\sigma}} \right)$$

Karena  $\psi = \mathbf{W}_{li}$ , persamaan (4.14) dapat diubah menjadi:

$$\beta_l(u_i, v_i) = (\mathbf{X}_l^T \mathbf{W}_{li} \mathbf{X}_l)^{-1} \mathbf{X}_l^T \mathbf{W}_{li} Y_i^*$$

dengan  $\mathbf{W}_{li}$  adalah matriks pembobot yang berukuran  $n \times n$  dengan elemen-elemen diagonal yang berisi pembobot  $\mathbf{W}_{l1}, \mathbf{W}_{l2}, \dots, \mathbf{W}_{ln}$ . Fungsi pembobot yang digunakan pada pembahasan ini adalah menggunakan fungsi pembobot *Tukey Bisquare* sebagai berikut:

$$\mathbf{W}_{li} = \frac{\psi(\varepsilon_i^*)}{\varepsilon_i^*} = \begin{cases} \frac{\varepsilon_i^* \left( 1 - \left( \frac{\varepsilon_i^*}{c} \right)^2 \right)^2}{\varepsilon_i^*}, & |\varepsilon_i^*| \leq c \\ 0, & |\varepsilon_i^*| > c \end{cases}$$

$$\mathbf{W}_{li} = \begin{cases} \left[ 1 - \left( \frac{\varepsilon_i^*}{c} \right)^2 \right]^2, & |\varepsilon_i^*| \leq c \\ 0, & |\varepsilon_i^*| > c \end{cases}$$

dengan  $c = 4,685$ .

Jika fungsi  $\psi$  tidak linier, maka estimasi parameter dapat diselesaikan dengan metode kuadrat terkecil terboboti yaitu metode IRLS (*Iteratively Reweighted Least Square*). Pada iterasi ini nilai  $\mathbf{W}_{li}$  akan berubah nilainya di setiap iterasinya sehingga diperoleh  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^0, \hat{\beta}_l(u_i, v_i)^1, \hat{\beta}_l(u_i, v_i)^2, \dots, \hat{\beta}_l(u_i, v_i)^k$ . Untuk parameter dengan  $m$  adalah jumlah parameter yang diestimasi, penaksir awal  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^0$  adalah sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^0 = (\mathbf{X}_l^T \mathbf{W}_{li}^0 \mathbf{X}_l)^{-1} \mathbf{X}_l^T \mathbf{W}_{li}^0 Y_i^*$$

dengan  $\mathbf{W}_i^0$  adalah matriks pembobot pertama yang berukuran  $n \times n$  yang berisi pembobot  $\mathbf{W}_{i1}^0, \mathbf{W}_{i2}^0, \dots, \mathbf{W}_{in}^0$ . Maka untuk penaksir selanjutnya dapat ditulis:

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

Kemudian menghitung  $\mathbf{W}_i^1$  dengan  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^1$ , sehingga diperoleh:

$$\mathbf{W}_i^1 = \frac{\psi \left( \frac{(Y^* - \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i)^1)}{\hat{\sigma}} \right)}{\left( \frac{(Y^* - \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i)^1)}{\hat{\sigma}} \right)} \quad (4.16)$$

maka diperoleh:

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

Untuk parameter sampai dengan  $m$  (jumlah parameter yang diestimasi) maka  $\mathbf{W}_i$  dapat dinyatakan dengan:

$$\mathbf{W}_i^{m-1} = \frac{\psi \left( \frac{(Y^* - \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i)^{m-1})}{\hat{\sigma}} \right)}{\left( \frac{(Y^* - \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i)^{m-1})}{\hat{\sigma}} \right)} \quad (4.17)$$

Dari persamaan (4.17) didapatkan  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^m$  adalah:

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

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

$$\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^{m+1} = (\mathbf{X}_l^T \mathbf{W}_i^m \mathbf{X}_l)^{-1} \mathbf{X}_l^T \mathbf{W}_i^m Y_i^* \quad (4.19)$$

Perhitungan tersebut akan berulang sampai diperoleh penaksir yang konvergen, yaitu ketika selisih antara nilai  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^{m+1}$  dan  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^m$  mendekati 0.

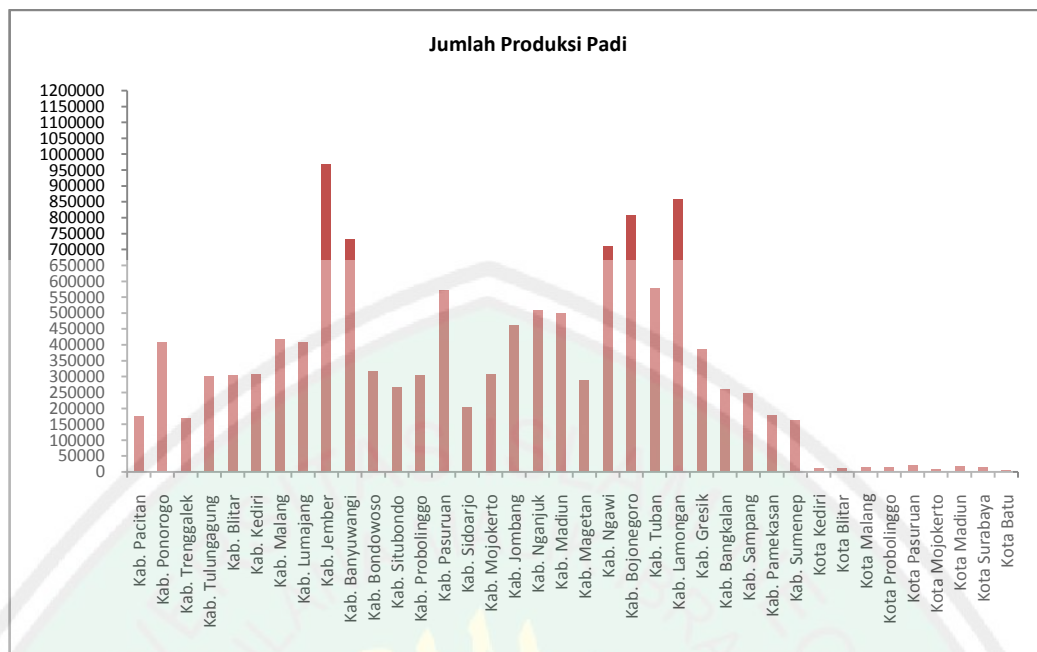
Dari dua persamaan yaitu persamaan (4.11) dan persamaan (4.19) didapat model MGWR yang mengandung *outlier* yaitu:

$$Y^* = \mathbf{X}_g \beta_g^{m+1} + \mathbf{X}_l \beta_l (u_i, v_i)^{m+1} \quad (4.20)$$

#### 4.2. Deskripsi Data Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012

Pada penelitian ini model MGWR yang mengandung *outlier* diterapkan pada kasus pemetaan potensi pertanian padi di Jawa Timur pada tahun 2012. Variabel respon yang diteliti adalah produksi padi ( $y$ ) dan variabel prediktor yaitu: sistem pengairan teknis ( $X_1$ ), sistem pengairan setengah teknis ( $X_2$ ), sistem pengairan non teknis ( $X_3$ ), sistem pengairan desa ( $X_4$ ), sistem pengairan tadah hujan ( $X_5$ ), jumlah alat pertanian ( $X_6$ ), dan jumlah alokasi pupuk ( $X_7$ ).

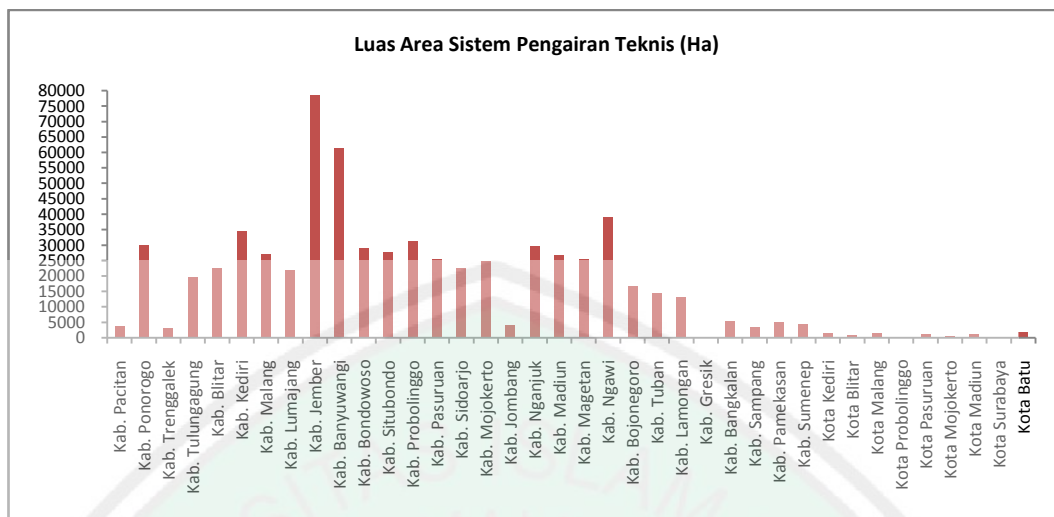
Data yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan data sekunder dari skripsi yang berjudul “Estimasi Parameter *Robust Geographically Weighted Regression* dengan Metode *Robust-M*”. Grafik pola sebaran data untuk variabel respon produksi padi ( $y$ ) adalah:



Gambar 4.1 Grafik Sebaran Data Produksi Padi (y) di Jawa Timur Tahun 2012

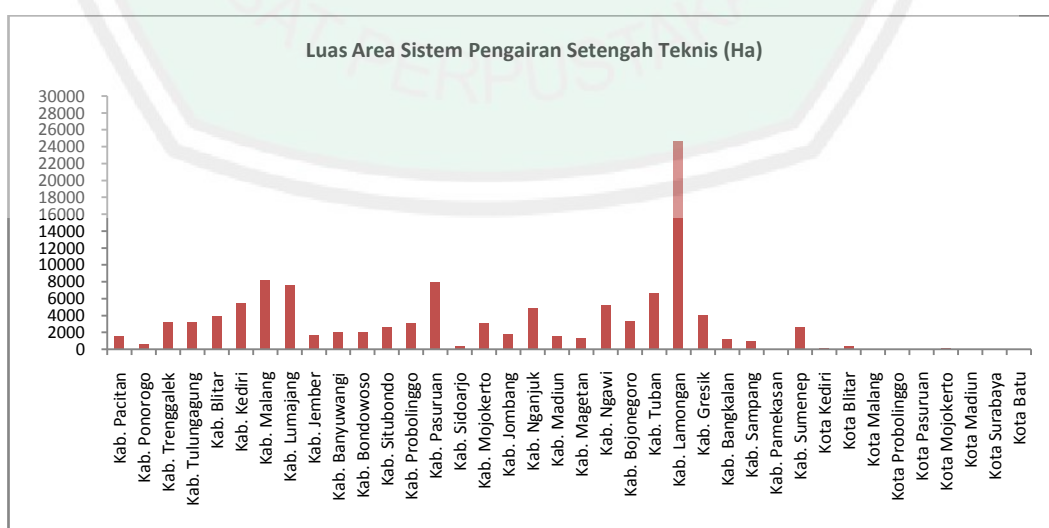
Dari Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012 mencapai 12.198.707 ton. Jumlah produksi padi paling banyak berada di wilayah Kabupaten Jember dengan hasil produksi padi mencapai 968.505 ton. Wilayah Kabupaten Lamongan dengan hasil produksi padi mencapai 856.890 ton dan Kabupaten Bojonegoro dengan hasil produksi padi mencapai 808.112 ton. Produksi padi paling sedikit di wilayah Kota Batu dengan hasil produksi padi mencapai 4.878 ton.

Jumlah produksi padi yang berbeda tersebut tentunya terdapat variabel-variabel yang mempengaruhi. Variabel pertama yang mempengaruhi produksi padi adalah variabel sistem pengairan yang ada di wilayah Jawa Timur.



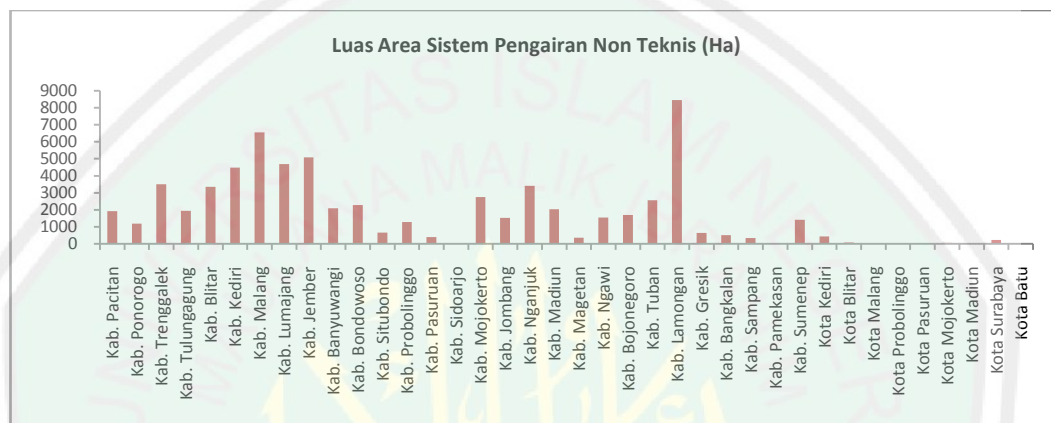
Gambar 4.2 Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan Teknis ( $X_1$ ) Tahun 2012

Dari Gambar 4.2 dapat diketahui bahwa luas area padi di Jawa Timur dengan sistem pengairan teknis mencapai 693.462 hektar. Pada Provinsi Jawa Timur sebagian besar wilayah menggunakan sistem pengairan teknis. Namun terdapat satu wilayah yang tidak menggunakan sistem pengairan ini, yaitu Kota Probolinggo. Kabupaten Jember merupakan salah satu wilayah yang paling banyak menggunakan sistem pengairan teknis, yakni 78.493 hektar wilayah pengairan.



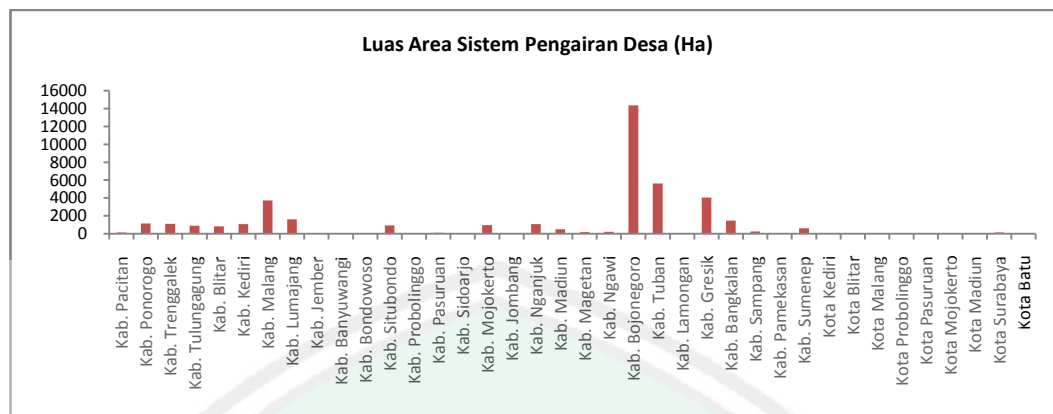
Gambar 4.3 Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan Setengah Teknis ( $X_2$ ) Tahun 2012

Dari Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa luas area sistem pengairan setengah teknis di Jawa Timur mencapai 144.750 hektar. Terdapat enam wilayah yang tidak menggunakan sistem pengairan tersebut, yaitu Kabupaten Pamekasan, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Madiun, dan Kota Surabaya.



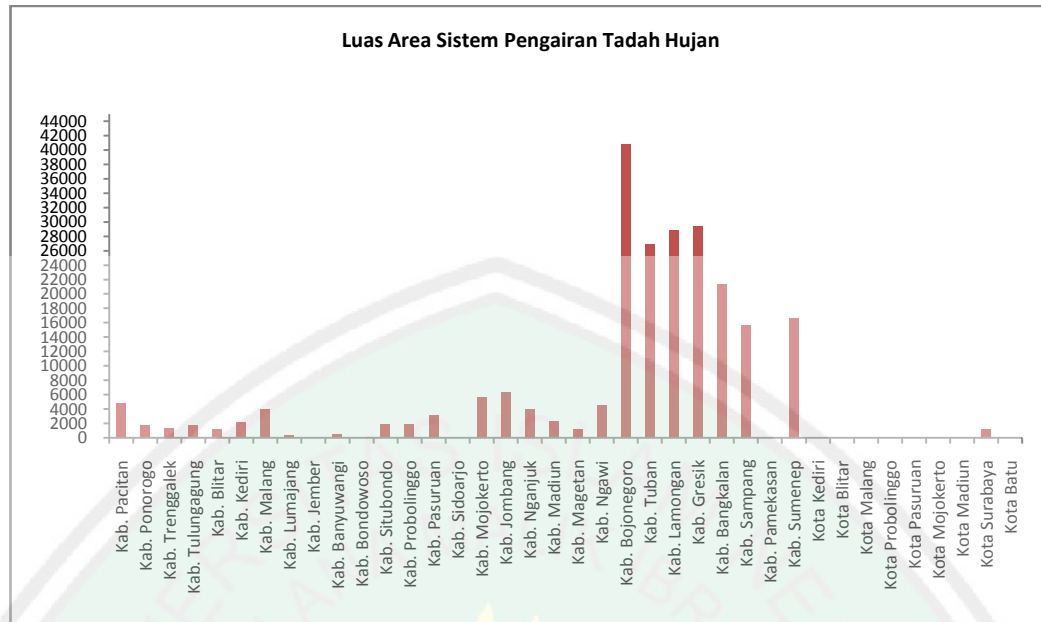
Gambar 4.4 Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan NonTeknis ( $X_3$ ) Tahun 2012

Dari Gambar 4.4 dapat diketahui luas area padi di Jawa Timur dengan sistem pengairan non teknis mencapai 70.547 hektar. Terdapat enam wilayah di Jawa Timur yang tidak menggunakan sistem pengairan ini, yaitu Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Pasuruan, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Madiun, dan Kota Batu. Wilayah yang paling banyak menggunakan sistem pengairan ini adalah Kabupaten Lamongan, yakni mencapai 8.460 hektar area pengairan.



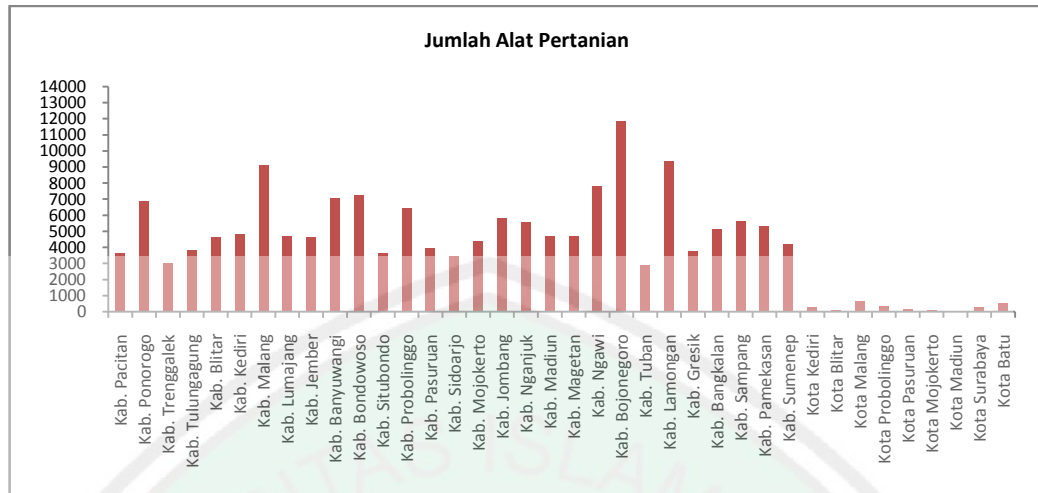
Gambar 4.5 Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan Desa ( $X_4$ ) Tahun 2012

Dari gambar tersebut dapat diketahui luas area padi di Jawa Timur dengan sistem pengairan desa mencapai 41.144 hektar. Terdapat sepuluh wilayah di Jawa Timur yang tidak menggunakan sistem pengairan ini. Kesepuluh wilayah tersebut terdiri dari empat wilayah kabupaten dan enam wilayah kota. Empat kabupaten tersebut terdiri dari: Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Lamongan, dan Kabupaten Pamekasan. Sedangkan enam wilayah kota antara lain: Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Madiun, dan Kota Mojokerto. Kabupaten Bojonegoro merupakan kabupaten dengan petani yang paling banyak menggunakan sistem pengairan ini, yakni mencapai 14.372 hektar area pengairan.



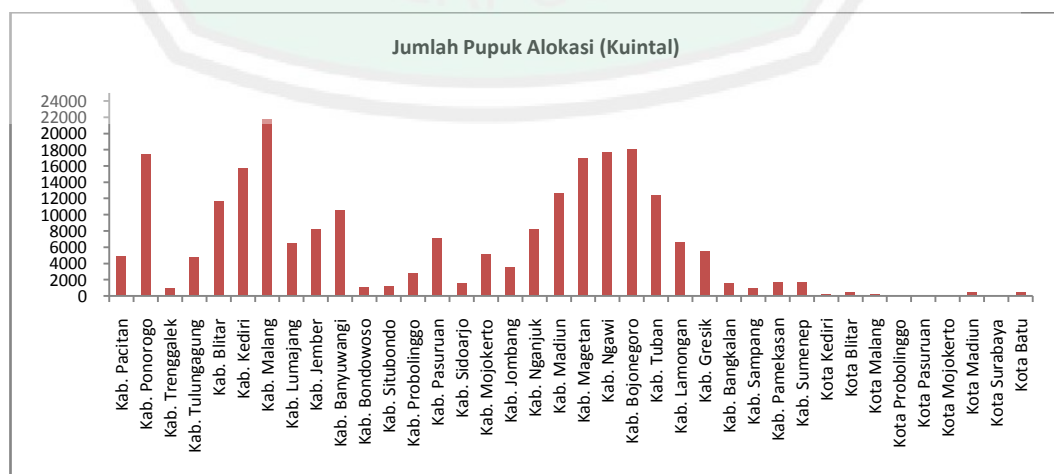
Gambar 4.6 Grafik Luas Area Padi di Jawa Timur dengan Sistem Pengairan Tadah Hujan ( $X_5$ ) Tahun 2012

Dari gambar tersebut dapat diketahui luas area padi di Jawa Timur dengan sistem pengairan tadah hujan mencapai 228.783 hektar. Terdapat delapan wilayah yang tidak menggunakan sistem pengairan tersebut, yaitu Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Pamekasan, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Madiun, dan Kota Batu. Kabupaten Bojonegoro merupakan kabupaten dengan petani yang paling banyak menggunakan sistem pengairan ini, yakni mencapai 40.751 hektar area pengairan.



Gambar 4.7 Grafik Jumlah Alat Pertanian ( $X_6$ ) di Jawa Timur Tahun 2012

Jumlah produksi padi tidak hanya dipengaruhi oleh sistem pengairan saja, namun terdapat beberapa variabel yang juga dapat mempengaruhi jumlah produksi padi. Variabel lain yang dapat mempengaruhi adalah adanya alat-alat pertanian yang mendukung dalam pengolahan lahan pertanian. Alat-alat pertanian yang digunakan di antaranya yaitu: traktor, mesin pemanen padi, mesin penyemprot hama, dan alat-alat lain yang mendukung jalannya proses pertanian. Rata-rata ketersediaan alat pertanian di Jawa Timur mencapai 4.224 alat. Namun beberapa wilayah di Jawa Timur masih belum menggunakan alat-alat pertanian yang memadai guna menunjang banyaknya jumlah produksi padi.



Gambar 4.8 Grafik Jumlah Alokasi Pupuk ( $X_7$ ) di Jawa Timur Tahun 2012

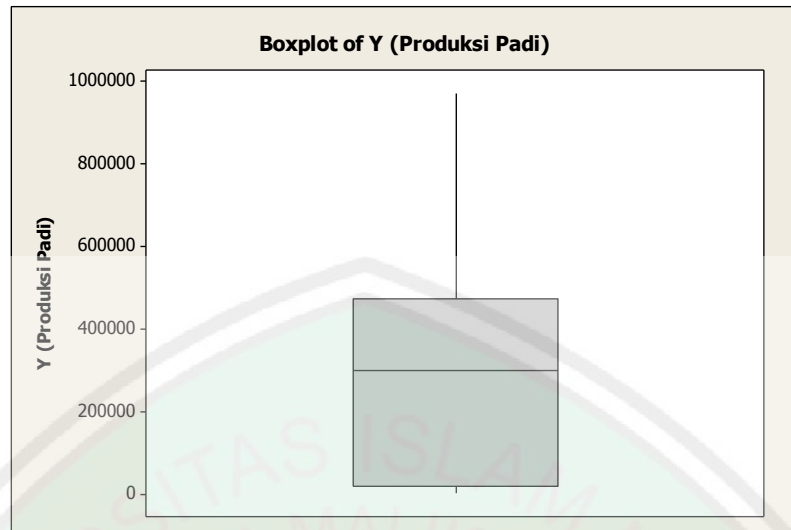
Jumlah alokasi pupuk di wilayah Jawa Timur mencapai 230.363,59 ton yang tersebar di seluruh wilayah kabupaten dan kota. Semakin banyak pupuk yang dialokasikan maka diharapkan jumlah hasil produksi padi di wilayah Jawa Timur akan semakin meningkat. Kabupaten Malang merupakan kabupaten dengan jumlah pupuk alokasi paling banyak, yakni mencapai 21.784,84 ton pupuk. Disusul oleh Kabupaten Bojonegoro dengan 18.089 ton pupuk.

#### **4.3 Identifikasi *Outlier* Data Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012**

Untuk mengidentifikasi adanya *outlier* digunakan metode grafis dan metode DfFITS. Pada metode grafis, *outlier* dapat dilihat dari hasil *boxplot*, sedangkan untuk mengetahui keberadaan *outlier* yang berpengaruh terhadap data digunakan metode DfFITS.

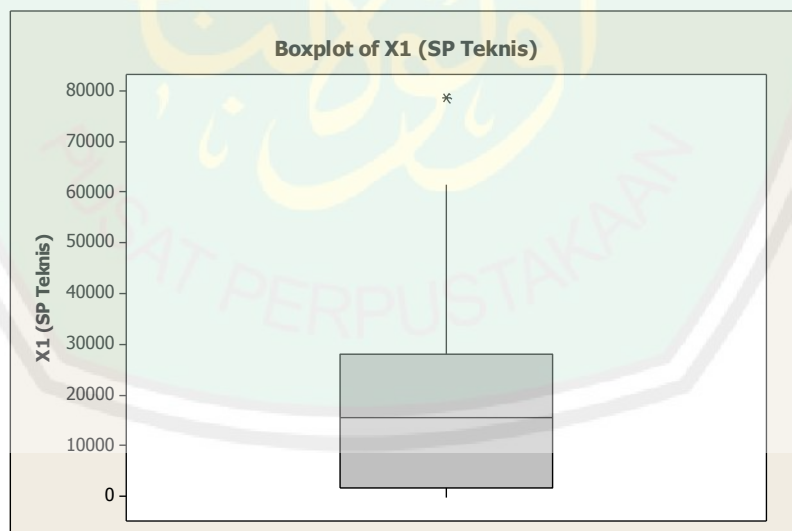
##### **4.3.1 *Boxplot***

Metode grafik yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya *outlier* pada penelitian ini yaitu dengan menggunakan *boxplot*. *Outlier* pada *boxplot* disimbolkan dengan \*. Hasil identifikasi *outlier* pada data jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012 adalah sebagai berikut:



Gambar 4.9 *Boxplot* Produksi Padi

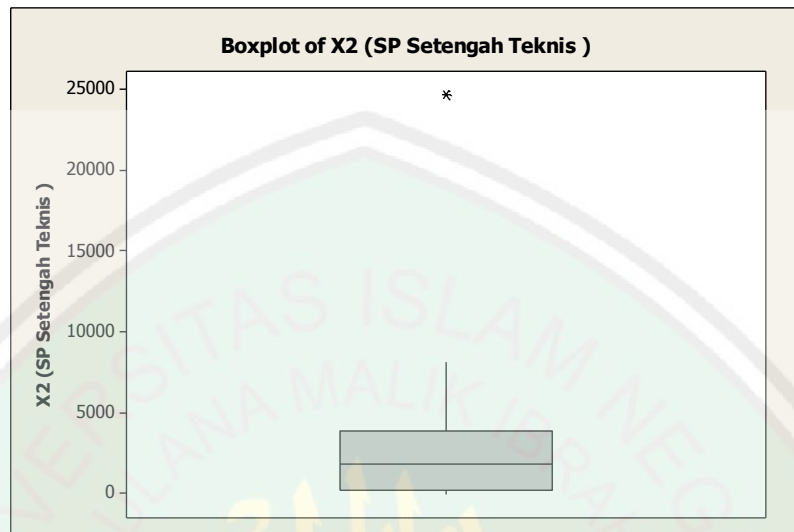
Dari gambar tersebut dapat diketahui bahwa pada variabel respon produksi padi (y) tidak teridentifikasi adanya *outlier*. Nilai statistik yang didapatkan dari *boxplot* tersebut yaitu: nilai median = 301.164, nilai Q1 = 19.342 , dan nilai Q3 = 471.891.



Gambar 4.10 *Boxplot* Sistem Pengairan Teknis

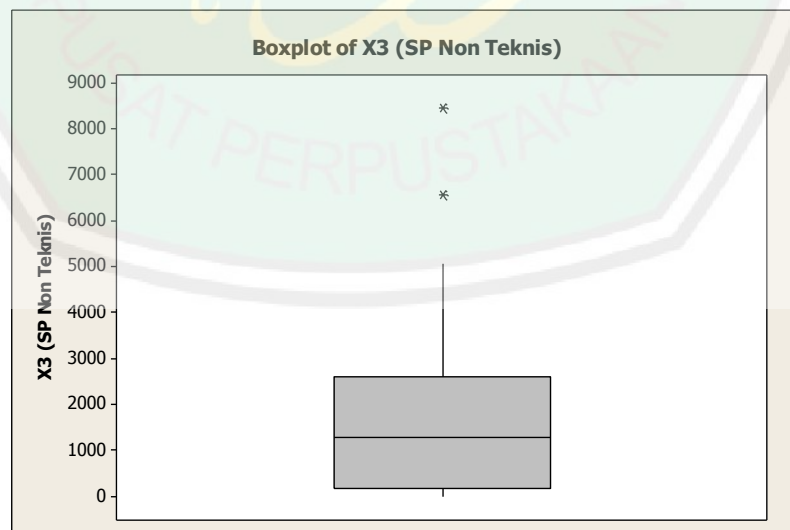
Dari gambar tersebut dapat diketahui bahwa pada variabel sistem pengairan teknis ( $X_1$ ) teridentifikasi adanya *outlier*. Nilai statistik yang

didapatkan dari *boxplot* tersebut yaitu: nilai median = 15.593, nilai Q1 = 1.792, dan nilai Q3 = 28.089.



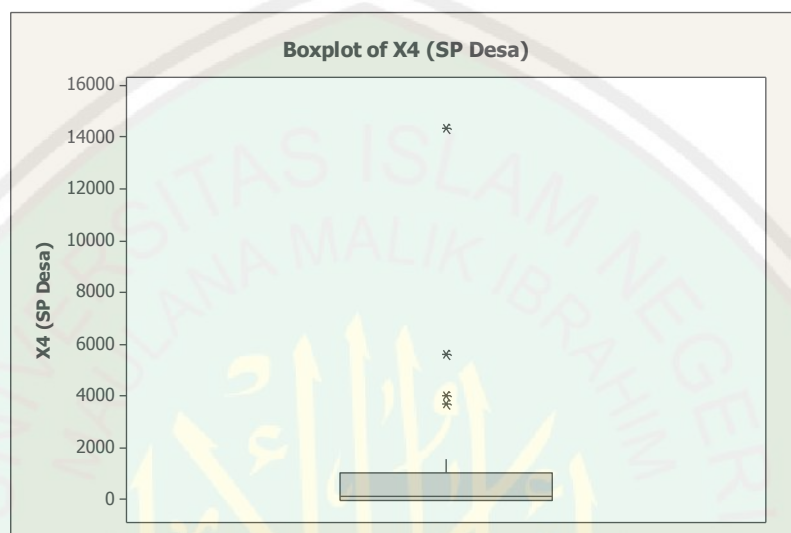
Gambar 4.11 *Boxplot* Sistem Pengairan Setengah Teknis

Dari gambar tersebut dapat diketahui bahwa pada variabel sistem pengairan setengah teknis ( $X_2$ ) teridentifikasi adanya *outlier*. Nilai statistik yang didapatkan dari *boxplot* tersebut yaitu: nilai median = 1.839, nilai Q1 = 217, dan nilai Q3 = 3.883.



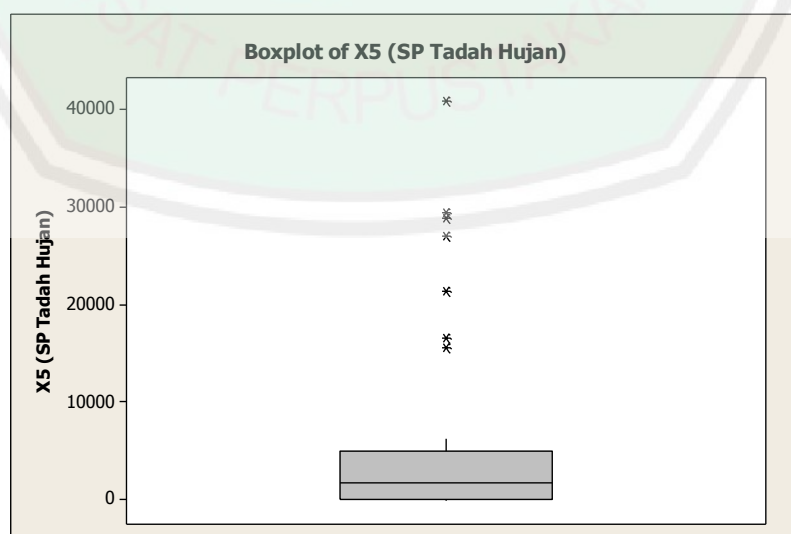
Gambar 4.12 *Boxplot* Sistem Pengairan Non Teknis

Dari gambar tersebut dapat diketahui bahwa pada variabel sistem pengairan non teknis ( $X_3$ ) teridentifikasi adanya *outlier*. Nilai statistik yang didapatkan dari *boxplot* tersebut yaitu: nilai median = 1.275, nilai  $Q_1$  = 192, dan nilai  $Q_3$  = 2.608.



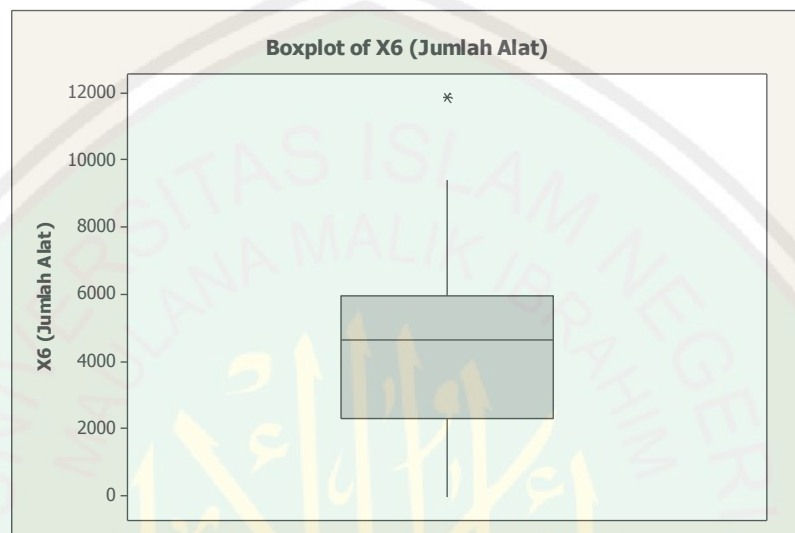
Gambar 4.13 *Boxplot* Sistem Pengairan Desa

Dari gambar tersebut dapat diketahui bahwa pada variabel sistem pengairan desa ( $X_4$ ) teridentifikasi adanya *outlier*. Nilai statistik yang didapatkan dari *boxplot* tersebut yaitu: nilai median = 137, nilai  $Q_1$  = 0, dan nilai  $Q_3$  = 3.883.



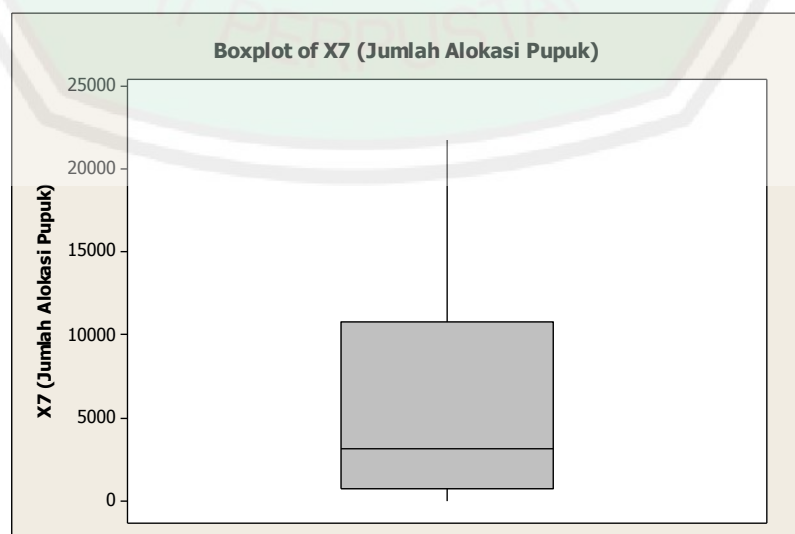
Gambar 4.14 *Boxplot* Sistem Pengairan Tadah Hujan

Dari gambar tersebut dapat diketahui bahwa pada variabel sistem pengairan tadah hujan ( $X_5$ ) teridentifikasi adanya *outlier*. Nilai statistik yang didapatkan dari *boxplot* tersebut yaitu: nilai median = 1.802, nilai Q1 = 32, dan nilai Q3 = 5.008.



Gambar 4.15 *Boxplot* Jumlah Alat

Dari gambar tersebut dapat diketahui bahwa pada variabel jumlah alat pertanian ( $X_6$ ) teridentifikasi adanya *outlier*. Nilai statistik yang didapatkan dari *boxplot* tersebut yaitu: nilai median = 4.640, nilai Q1 = 2.319, dan nilai Q3 = 5.970.



Gambar 4.16 *Boxplot* Alokasi Pupuk

Dari gambar tersebut dapat diketahui bahwa pada variabel jumlah alokasi pupuk ( $X_7$ ) tidak teridentifikasi adanya *outlier*. Nilai statistik yang didapatkan dari *boxplot* tersebut yaitu: nilai median = 3.174, nilai Q1 = 796, dan nilai Q3 = 10.852.

Agar dapat mengidentifikasi adanya *outlier* maka harus dicari nilai kuartil 1, kuartil 3, dan nilai IQR (*Inter Quartile Range*). Apabila suatu data bernilai kurang dari  $1,5 \times \text{IQR}$  (*Inter Quartile Range*) terhadap kuartil 1, atau bernilai lebih dari  $1,5 \times \text{IQR}$  (*Inter Quartile Range*) terhadap kuartil 3, maka data tersebut dikatakan *outlier*. Perhitungan Q1, Q2, dan IQR dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 4.1 Perhitungan IQR

Variabel	Kuartil 1	Kuartil 3	IQR	$1.5 \times \text{IQR}$
Y	19.343	471.891	352.548	528.822
X1	1.792	28.089	26.298	39.477
X2	217	3.883	3.666	5.499
X3	192	2.608	2.416	3.624
X4	0	3.883	3.666	5.499
X5	32	5.008	4.976	7.464
X6	2.319	5.970	3.651	5.4765
X7	796	10.852	10.055	15.0825

Dari Tabel 4.1 tersebut dapat diketahui bahwa terdapat data yang nilainya lebih dari  $1,5 \times \text{IQR}$  terhadap kuartil 3. Data tersebut adalah pada variabel jumlah produksi padi (y), sistem pengairan teknis ( $X_1$ ), sistem pengairan setengah teknis ( $X_2$ ), sistem pengairan non teknis ( $X_3$ ), sistem pengairan desa ( $X_4$ ), sistem pengairan tadah hujan ( $X_5$ ), jumlah alat pertanian ( $X_6$ ), dan jumlah alokasi pupuk ( $X_7$ ). Sehingga dapat disimpulkan bahwa pada data tersebut teridentifikasi adanya *outlier*.

### 4.3.2 Metode DfFITS (*Difference Fitted Value FITS*)

Langkah selanjutnya dalam identifikasi *outlier* adalah menggunakan metode DfFITS. Metode ini digunakan untuk mengetahui data keberapa saja yang merupakan *outlier*. Suatu data dikatakan *outlier* apabila nilai mutlak DfFITS lebih besar dari  $2\sqrt{\frac{p}{n}}$ . Pada penelitian ini jumlah variabel bebas adalah 7 dan jumlah

data adalah 38. Sehingga didapatkan nilai  $2\sqrt{\frac{p}{n}} = 2\sqrt{\frac{7}{38}} = 2\sqrt{0,18} = 0,85$ .

Tabel 4.2 Nilai DfFITS (*Difference fitted value FITS*)

Data ke-	DfFITS	DfFITS	Ket.	Data ke-	DfFITS	DfFITS	Ket.
1	0,13063	0,13063	Bukan	20	-0,49875	0,49875	Bukan
2	-0,07365	0,07365	Bukan	21	0,66259	0,66259	Bukan
3	0,40513	0,40513	Bukan	22	2,19269	2,19269	<i>Outlier</i>
4	0,00108	0,00108	Bukan	23	0,34590	0,34590	Bukan
5	-0,11258	0,11258	Bukan	24	0,38382	0,38382	Bukan
6	-0,99691	0,99691	<i>Outlier</i>	25	-0,06504	0,06504	Bukan
7	-1,17742	1,17742	<i>Outlier</i>	26	-0,48600	0,48600	Bukan
8	0,24288	0,24288	Bukan	27	-0,10368	0,10368	Bukan
9	3,62213	3,62213	<i>Outlier</i>	28	0,34867	0,34867	Bukan
10	0,01466	0,01466	Bukan	29	-0,59959	0,59959	Bukan
11	-0,45612	0,45612	Bukan	30	-0,01447	0,01447	Bukan
12	-0,57250	0,57250	Bukan	31	-0,00409	0,00409	Bukan
13	-0,72394	0,72394	Bukan	32	-0,01972	0,01972	Bukan
14	1,15634	1,15634	<i>Outlier</i>	33	0,03466	0,03466	Bukan
15	-0,23998	0,23998	Bukan	34	0,02715	0,02715	Bukan
16	-0,20186	0,20186	Bukan	35	0,00484	0,00484	Bukan
17	1,62267	1,62267	<i>Outlier</i>	36	0,02601	0,02601	Bukan
18	0,12530	0,12530	Bukan	37	0,00781	0,00781	Bukan
19	0,50093	0,50093	Bukan	38	-0,06047	0,06047	Bukan

Dari Tabel 4.2 dapat diketahui bahwa ada data yang nilainya lebih besar dari 0,85, yaitu pada data ke-6, ke-7, ke-9, ke-14, ke-17, dan ke-22. Berdasarkan hal tersebut maka dapat disimpulkan bahwa data tersebut merupakan *outlier*.

#### 4.4 Uji Asumsi Data Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012

Model regresi dikatakan baik jika tidak melanggar uji asumsi klasik regresi. Macam-macam uji asumsi klasik regresi adalah: uji linieritas, uji autokorelasi, uji multikolinieritas, uji normalitas, dan uji heteroskedastisitas. Data pemetaan potensi pertanian padi di Jawa Timur pada tahun 2012 ini diuji dengan menggunakan uji asumsi klasik regresi untuk mengetahui baik tidaknya model regresi dari data yang diteliti.

##### 4.4.1 Uji Linieritas

Uji linieritas dilakukan untuk mengetahui kelinieran suatu model regresi. Uji linieritas ini dapat dilihat melalui kurva estimasi yang menggambarkan hubungan linier antara variabel  $X$  dan  $Y$ . Hubungan linier ini juga dapat dilihat melalui nilai signifikansi variabel  $X$  terhadap  $Y$ . Apabila nilai signifikansi lebih kecil dari 0,05, maka hubungan antara variabel  $X$  dan  $Y$  adalah linier. Dengan menggunakan *software* SPSS, 16 didapatkan nilai signifikansi tiap variabel  $X$  terhadap  $Y$  adalah sebagai berikut:

Tabel 4.3 Linieritas

Variabel	Signifikansi
X1	0
X2	0
X3	0
X4	0,019
X5	0,006
X6	0
X7	0

Dari Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa nilai signifikansi dari ketujuh variabel tersebut kurang dari 0,05, sehingga dapat disimpulkan bahwa model tersebut merupakan model linier.

#### 4.4.2 Uji Autokorelasi

Pada penelitian ini pengujian terhadap masalah autokorelasi menggunakan Durbin Watson *test*. Dengan menggunakan *software* SPSS. 16 didapatkan nilai Durbin Watson sebesar 1,901. Nilai Durbin Watson tersebut mendekati 2, maka dapat disimpulkan bahwa model regresi tersebut tidak ada masalah autokorelasi.

#### 4.4.3 Uji Multikolinieritas

Pengujian multikolinieritas dapat dilihat melalui nilai toleransi dan VIF. Jika nilai VIF di sekitar angka 1 dan tidak melebihi 10 serta nilai toleransi dengan toleransi =  $\frac{1}{VIF}$  mendekati 1, maka data yang kita teliti bebas dari masalah multikolinieritas. Dengan menggunakan *software* SPSS. 16 didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.4 *Collinearity* Statistik

Variabel	Toleransi	VIF
X1	0,446	2,245
X2	0,235	4,261
X3	0,271	3,689
X4	0,275	3,642
X5	0,244	4,097
X6	0,359	2,789
X7	0,407	2.455

Dari Tabel 4.4 di atas dapat diketahui bahwa nilai toleransi dari tiap variabel mendekati 1. Sedangkan nilai VIF yang diperoleh berkisar antara 1 sampai dengan 10. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat masalah multikolinieritas dalam model regresi.

#### 4.4.4 Uji Normalitas

Uji Kolmogorov-Smirnov dapat digunakan untuk mengetahui normal tidaknya suatu data yang diteliti. Apabila nilai signifikansi lebih besar dari 0,05, maka asumsi normalitas terpenuhi. Dengan menggunakan *software* SPSS. 16 didapatkan nilai signifikansi dari uji Kolmogorof-Smirnov adalah 0,069. Sehingga dapat disimpulkan bahwa *residual* model regresi berdistribusi normal.

#### 4.4.5 Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskestisitas digunakan untuk mengetahui apakah dalam sebuah model regresi terjadi ketidaksamaan variansi dari *residual* antara satu pengamatan ke pengamatan lain. Heteroskedastisitas terjadi jika variansi dari *residual* antara satu pengamatan ke pengamatan lain berbeda, jika sama maka disebut homoskedastisitas. Uji yang digunakan adalah uji korelasi Rank Spearman, yakni mengkorelasikan antara *absolute residual* hasil regresi dengan semua variabel prediktor. Bila signifikansi hasil korelasi lebih kecil dari 0,05, maka persamaan regresi tersebut mengandung heteroskedastisitas. Dengan menggunakan *software* SPSS. 16, didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.5 Korelasi

Variabel	Koefisien Korelasi	Signifikansi	Keterangan
X1	0,699	0,000	Heteroskedastisitas
X2	0,741	0,015	Heteroskedastisitas
X3	0,711	0,020	Heteroskedastisitas
X4	0,481	0,063	Homoskedastisitas
X5	0,557	0,036	Heteroskedastisitas
X6	0,730	0,006	Heteroskedastisitas
X7	0,828	0,009	Heteroskedastisitas

#### 4.5 Analisis Data Pemetaan Potensi Pertanian Padi Jawa Timur Tahun 2012

Data pertanian dalam pembahasan ini dianalisis dengan menggunakan beberapa model. Setelah dianalisis dengan menggunakan model yang berbeda, selanjutnya model yang telah didapatkan dibandingkan sampai mendapatkan model yang terbaik dalam menjelaskan pemetaan potensi pertanian padi di Jawa Timur tahun 2012.

##### 4.5.1 Model GWR

Sebelum menentukan model GWR, maka langkah pertama adalah menentukan model regresi linier global dengan hasil seperti pada tabel 4.6 berikut:

Tabel 4.6 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Linier Global

Variabel	Estimate	Standard Error	t (Est/SE)	$t_{tabel}$	Ket.
Intercept	329142,686652	15869,742638	20,740266	2,03	Signifikan
X1	172041,935483	23501,753663	7,320387	2,03	Signifikan
X2	65526,187967	32517,329806	2,015116	2,03	Tidak
X3	-12889,606223	30129,613489	-0,427805	2,03	Tidak
X4	250,784384	30191,225455	0,008307	2,03	Tidak
X5	101569,537939	31944,175366	3,179595	2,03	Signifikan
X6	24700,222843	25855,900169	0,955303	2,03	Tidak
X7	15003,672419	24586,415763	0,610240	2,03	Tidak

Dengan melihat hasil  $t_{hitung}$  yang dibandingkan dengan  $t_{tabel}$ , dengan  $\alpha = 10\%$  maka dapat diketahui variabel-variabel yang berpengaruh terhadap jumlah produksi padi di Jawa Timur. Terdapat dua variabel yang berpengaruh secara signifikan, yaitu variabel sistem pengairan teknis ( $X_1$ ) dan variabel sistem pengairan tadah hujan ( $X_5$ ). Model regresi linier global yang didapatkan untuk kasus jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012 adalah:

$$\hat{y} = 329142,686652 + 172041,935483X_1 + 101569,537939 X_5$$

Setelah didapatkan model regresi linier global, maka langkah selanjutnya adalah menentukan 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) tiap kota dan kabupaten yang ada 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 4.7 Pengujian Kesesuaian Model GWR

Sumber Keragaman	JK	Db	KT	F	p-value
Residual Global	28669063773 1,584	8,000			
GWR improvement	19642288443 ,563	2,980	6590330621 ,23		
GWR residual	26704834928 8,022	27,02 0	988353834, 600	6,66799	0,000004646 56

Berdasarkan Tabel 4.6 tersebut maka didapatkan nilai  $F_{hitung}$  sebesar 6,66799 dan  $p - value$  sebesar 0,00000464656. Dengan membandingkan hasil  $F_{hitung}$  model GWR dengan  $F_{tabel}$  (2,33), didapatkan hasil  $F_{hitung} > F_{tabel}$ , yang berarti bahwa model GWR memiliki perbedaan yang signifikan dengan model regresi linier global.

Setelah diketahui bahwa model GWR berbeda dengan model regresi linier global, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian model GWR untuk mengetahui parameter apa saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah produksi padi di Jawa Timur setelah dimasukkan unsur pembobot geografis. Dengan menggunakan *software* GWR4 didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.8 Estimasi Model GWR dengan Pembobot Fungsi *Adaptif Bisquare*

Variabel	F	p-value	DIFF of Criterion	Ket.
Intercept	1,136109	0,74262937	0,750355	Tidak
X1	4,372303	0,0002672*	-0,179920	Signifikan
X2	1,670757	0,1887905	0,263310	Tidak
X3	-20,814457	1,0012E-11*	-1,101479	Signifikan
X4	5,774822	1,0697E-84*	-0,135576	Signifikan
X5	3,601157	0,00139513*	-0,042191	Signifikan
X6	2,320116	0,3268176	0,108179	Tidak
X7	3,168330	0,00382049*	-0,004400	Signifikan

Dari Tabel 4.7 di atas dapat diketahui variabel yang berpengaruh secara signifikan adalah variabel sistem pengairan teknis ( $X_1$ ), sistem pengairan non teknis ( $X_3$ ), sistem pengairan desa ( $X_4$ ), sistem pengairan tadah hujan ( $X_5$ ), dan jumlah pupuk alokasi ( $X_7$ ). Model GWR yang didapatkan untuk kasus jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012 adalah:

$$\hat{y} = 329142,686652 + 172041,935483X_1 - 12889,606223X_3 + 250,784384X_4 + 101569,537939 X_5 + 15003,672419X_7$$

#### 4.5.2 Model MGWR

Pembentukan model MGWR dilakukan karena pada uji variabilitas model GWR terdapat dua jenis variabel yang berbeda, yaitu variabel yang berpengaruh secara global dan lokal. Dari hasil model GWR dan model regresi linier global

yang telah didapatkan, selanjutnya dapat dibentuk model MGWR. Sebelum mendapatkan model MGWR, langkah pertama adalah melakukan pengujian kesesuaian model MGWR. Dengan menggunakan *software* GWR4 didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.9 Pengujian Kesesuaian Model MGWR

Sumber Keragaman	JK	Db	KT	F	P-value
Residual Global	28332653638 9,208	30,000			
GWR improvement	16838642457, 278	1,874	8984069666,1 63		
GWR residual	26648789393 1,931	28,126	9474881824,2 71	7,89544	0,000000 0619577

Berdasarkan Tabel 4.9, maka didapatkan nilai  $F_{hitung}$  (7,89544) yang lebih besar dari  $F_{tabel}$  (2,33). Jika dibandingkan menjadi  $F_{hitung} > F_{tabel}$ , dengan tingkat signifikansi ( $\alpha$ ) sebesar 5% maka didapatkan  $p - value < \alpha$ , sehingga dapat disimpulkan bahwa model GWR memiliki perbedaan yang signifikan dengan model MGWR.

Setelah dilakukan pengujian kesesuaian model, langkah selanjutnya adalah menguji parameter model MGWR untuk mengetahui adanya pengaruh yang signifikan terhadap jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012. Pengujian ini dilakukan dengan statistik uji  $t$ . Dengan menggunakan *software* GWR4 didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.10 Hasil Estimasi Model MGWR

Variable	Estimate	Standard Error	t (Estimate/SE)	$t_{tabel}$	Ket.
Intercept	-4874,145526	29554,136480	-0,164923	2,04	Tidak
X2	15,580879	7,632666	2,041342	2,04	Signifikan
X6	3,900477	9,213261	0,423355	2,04	Tidak
X1	10,298367	1,339762	7,686716	2,04	Signifikan
X3	-4,485294	15,356508	-0,292078	2,04	Tidak
X4	-0,164007	11,998088	-0,013669	2,04	Tidak
X5	11,006988	3,167043	3,475478	2,04	Signifikan
X7	3,037666	3,891825	0,780525	2,04	Tidak

Berdasarkan hasil dari Tabel 4.8, dengan membandingkan  $t_{hitung}$  dan  $t_{tabel}$ , maka dapat diketahui variabel apa saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah produksi padi di Jawa Timur. Dengan  $\alpha = 10\%$ , maka dapat diperoleh variabel yang signifikan yaitu: sistem pengairan teknis ( $X_1$ ), sistem pengairan setengah teknis ( $X_2$ ), dan jumlah alat pertanian ( $X_5$ ).

Model MGWR yang didapatkan pada kasus jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012 adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = -4874,145526 + 10,298367X_1 + 15,580879X_2 + 11,006988X_5$$

Setelah didapatkan model, langkah selanjutnya adalah membandingkan antara dua model yaitu model GWR dan model MGWR. Hal ini dilakukan untuk mengetahui model mana yang lebih baik digunakan untuk menjelaskan masalah yang dikaji dalam penelitian ini, yaitu jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012. Untuk mengetahui perbedaan antara kedua model dapat dilihat melalui nilai AIC. Dengan *software* GWR4 diperoleh nilai AIC pada model GWR = 992,273528 sedangkan nilai AIC pada model MGWR = 991,006937. Nilai AIC pada model MGWR lebih kecil daripada model GWR, maka dapat disimpulkan

bahwa model MGWR lebih baik dalam menjelaskan jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012.

#### 4.5.3 Model MGWR pada Data yang Mengandung *Outlier*

Setelah didapatkan model MGWR, maka langkah selanjutnya adalah melakukan analisis dengan menggunakan model MGWR pada data yang mengandung *outlier*. Pada analisis dengan menggunakan model ini,  $\beta_g$  dan  $\beta_l(u_i, v_i)$  akan diolah dengan menggunakan metode IRLS (*Iteratively Reweighted Least Square*) dan pembobot *Tukey Bisquare* sehingga akan didapatkan  $\hat{\beta}_g$  dan  $\hat{\beta}_l(u_i, v_i)$  baru dengan model MGWR yang mengandung *outlier*.

Sebelum mendapatkan model MGWR pada data yang mengandung *outlier*, langkah pertama adalah menguji kesesuaian model MGWR pada data yang mengandung *outlier*. Uji ini menggunakan statistik uji F(1). Uji kesesuaian model MGWR pada data yang mengandung *outlier* menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : Model MGWR pada data yang mengandung *outlier* tidak berbeda dengan model MGWR

$H_1$ : Model MGWR pada data yang mengandung *outlier* berbeda dengan model MGWR

Dengan menggunakan *software* MATLAB.7.10.0 (R2010a), maka didapatkan nilai  $F_{hitung}$  sebesar 2,8767. Dengan melihat tabel F, maka didapatkan nilai  $F_{tabel}$  sebesar 2,42. Jika dibandingkan menjadi  $F_{hitung} > F_{tabel}$ . Berdasarkan perbandingan tersebut, maka didapatkan keputusan menolak  $H_0$ . Berdasarkan hasil yang telah diperoleh, maka dapat disimpulkan bahwa model MGWR pada data yang mengandung *outlier* berbeda dengan model MGWR.

Setelah dilakukan pengujian kesesuaian model, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian parameter model. Pada model MGWR yang mengandung *outlier* terdapat dua parameter yaitu parameter yang bersifat global dan sebagian bersifat lokal. Pengujian terhadap kedua parameter ini dilakukan dengan menggunakan uji F. Pengujian secara serentak terhadap parameter global digunakan statistik uji F(2). Hipotesis yang digunakan untuk pengujian serentak terhadap parameter yang bersifat global adalah:

$H_0$ : Tidak ada pengaruh signifikan dari variabel prediktor X (global) antara satu lokasi ke lokasi lainnya.

$H_1$ : Ada pengaruh signifikan dari variabel prediktor X (global) antara satu lokasi ke lokasi lainnya.

Dengan menggunakan *software* MATLAB.7.10.0 (R2010a), maka didapatkan nilai  $F_{hitung}$  sebesar 2,6730. Dengan melihat tabel F, maka didapatkan nilai  $F_{tabel}$  sebesar 2,42. Jika dibandingkan menjadi  $F_{hitung} > F_{tabel}$ . Berdasarkan hasil yang telah diperoleh, maka dapat disimpulkan bahwa ada pengaruh signifikan dari variabel prediktor X yang bersifat global antara satu lokasi ke lokasi lainnya.

Untuk pengujian serentak terhadap parameter yang bersifat lokal digunakan statistik uji F(3). Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0$ : Tidak ada pengaruh signifikan dari variabel prediktor X (lokal) antara satu lokasi ke lokasi lainnya.

$H_1$ : Ada pengaruh signifikan dari variabel prediktor X (lokal) antara satu lokasi ke lokasi lainnya.

Dengan menggunakan *software* MATLAB.7.10.0 (R2010a), maka didapatkan nilai  $F_{hitung}$  sebesar 15,5999. Dengan melihat tabel F, maka didapatkan nilai  $F_{tabel}$  sebesar 2,42. Jika dibandingkan menjadi  $F_{hitung} > F_{tabel}$ . Berdasarkan hasil yang telah diperoleh, maka dapat disimpulkan bahwa ada pengaruh signifikan dari variabel prediktor X yang bersifat lokal antara satu lokasi ke lokasi lainnya.

Setelah diketahui bahwa terdapat pengaruh yang signifikan dari variabel prediktor global dan lokal, maka langkah selanjutnya adalah dilakukan pengujian secara parsial terhadap masing-masing variabel dengan menggunakan statistik uji  $t$ . Dengan menggunakan *software* MATLAB.1.10.0 (R2010a) didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.11 Hasil Estimasi Model MGWR pada Data yang Mengandung *Outlier*

Variable	Estimate	$ t_{hitung} $	$t_{tabel}$	Ket.
Intercept	-3,4639	1,923	2,04	Tidak
X1	0,0098	4,269	2,04	Signifikan
X2	0,0160	0,009	2,04	Tidak
X3	-0,0046	2,004	2,04	Tidak
X4	0,0003	0,131	2,04	Tidak
X5	0,0105	4,574	2,04	Signifikan
X6	0,0045	0,002	2,04	Tidak
X7	0,0033	1,438	2,04	Tidak

Berdasarkan Tabel 4.11, dengan membandingkan  $t_{hitung}$  dan  $t_{tabel}$ , maka dapat diketahui variabel apa saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah produksi padi di Jawa Timur. Dengan  $\alpha = 10\%$ , maka dapat diperoleh variabel yang signifikan yaitu: sistem pengairan teknis ( $X_1$ ) dan jumlah alat pertanian ( $X_5$ ).

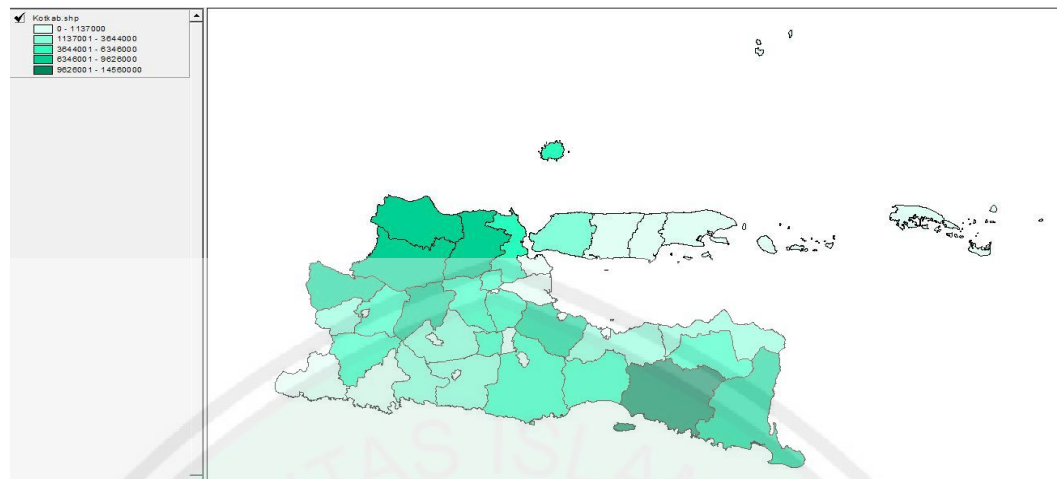
Model MGWR yang mengandung *outlier* untuk kasus jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012 yang didapatkan adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = -3,34693 + 0,0098X_1 + 0,0105X_5$$

Setelah dilakukan pengujian parameter dan didapatkan model, langkah selanjutnya adalah membandingkan antara model MGWR dengan model MGWR pada data yang mengandung outlier. Hal ini dilakukan untuk mengetahui model mana yang lebih baik digunakan untuk menjelaskan masalah yang dikaji dalam penelitian ini. Untuk mengetahui perbedaan antara kedua model dapat dilihat melalui nilai AIC. Dengan *software* GWR4 diperoleh nilai AIC pada model MGWR = 991,006937, sedangkan pada model MGWR pada data yang mengandung *outlier* diperoleh nilai AIC = 980,4027 dengan menggunakan *software* MATLAB.7.10.0 (R2010a). Nilai AIC pada model MGWR pada data yang mengandung *outlier* lebih kecil daripada model MGWR, maka dapat disimpulkan bahwa model MGWR pada data yang mengandung *outlier* lebih baik dalam menjelaskan jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012.

#### 4.6 Output Peta

Setelah didapatkan model MGWR pada data yang mengandung *outlier*, maka dari hasil perhitungan tersebut dapat dibuat bentuk visualnya berupa peta tematik. Hasil *output* peta yang didapatkan adalah:



Gambar 4.17 Peta Tematik Jumlah Produksi Padi Jawa Timur Tahun 2012

Gambar 4.17 tersebut menjelaskan tentang jumlah produksi padi untuk setiap kota/kabupaten di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2012. Berdasarkan Gambar 4.17, wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 4 kelompok, yakni mulai dari wilayah yang warnanya biru muda sampai biru tua. Warna biru muda menunjukkan daerah yang memiliki jumlah produksi padi terendah di Provinsi Jawa Timur, sampai dengan wilayah yang mempunyai warna tertua yang memiliki jumlah produksi padi tertinggi di antara daerah-daerah yang lain.

#### 4.7 Kajian Agama tentang *Outlier*

Pada bab sebelumnya telah dijelaskan mengenai kerusakan alam yang disebabkan oleh ulah tangan manusia. Perbuatan tersebut dapat dikatakan sebagai penyimpangan, karena manusia telah melanggar apa yang diperintahkan oleh Allah Swt.. Kerusakan alam tersebut dapat berupa azab, bencana dan musibah. Salah satu dampak dari adanya kerusakan alam dapat dilihat dalam bidang pertanian. Dengan adanya kerusakan alam tersebut dapat meminimumkan jumlah produksi padi yang dibutuhkan oleh manusia. Akibatnya adalah banyak manusia

yang mengalami kekurangan gizi, sehingga menimbulkan berbagai penyakit yang diderita oleh manusia.

Namun, Allah Swt. mendatangkan semua itu bukan semata-mata untuk menyiksa manusia, akan tetapi Allah Swt. hanya mengingatkan kepada manusia karena telah mengingkari segala nikmat yang telah diberikan oleh Allah Swt. kepada manusia. Allah Swt. pun tidak langsung membinasakan semua manusia di muka bumi ini.

Allah Swt. Maha Pengasih lagi Maha Penyayang terhadap hamba-hamba-Nya, sehingga Allah Swt. memberi kesempatan kepada manusia untuk segera bertaubat dan tetap pada agama yang lurus yaitu agama Islam. Allah Swt. memerintahkan kepada manusia untuk menjalankan perintah-Nya dan menjauhi segala larangan-Nya sampai pada hari yang telah ditentukan. Apabila manusia tetap kafir, maka akan menerima balasan yang setimpal. Seperti dalam al-Quran surat al-Ruum ayat 44-45 sebagai berikut:

مَنْ كَفَرَ فَعَلَيْهِ كُفْرُهُ ۗ وَمَنْ عَمِلَ صَالِحًا فَلَا نَفْسَ لَهُ يَمَّهْدُونَ ﴿٤٤﴾ لِيَجْزِيَ الَّذِينَ ءَامَنُوا وَعَمِلُوا الصَّالِحَاتِ مِنْ فَضْلِهِ ۗ إِنَّهُ لَا يُحِبُّ الْكَافِرِينَ ﴿٤٥﴾

*“Barangsiapa yang kafir maka dia sendirilah yang menanggung (akibat) kekafirannya itu; dan Barangsiapa yang beramal saleh maka untuk diri mereka sendirilah mereka menyiapkan (tempat yang menyenangkan). Agar Allah memberi pahala kepada orang-orang yang beriman dan beramal saleh dari karunia-Nya. Sesungguhnya Dia tidak menyukai orang-orang yang ingkar” (QS. al-Ruum/30:44-45).*

Al-Jazairi (2008:679-680) menyatakan apabila manusia kafir ketika di dunia, maka akibat kekufurannya itu akan kembali padanya pada hari kiamat. Apabila manusia beramal shaleh di dunia, maka Allah Swt. telah menyiapkan tempat di surga, karena pahala amal shaleh manusia akan kembali pada diri

mereka sendiri. Allah Swt. akan memberikan karunia-Nya kepada manusia yang telah beramal shalih. Amalan-amalan shalih manusia merupakan pembersih jiwa manusia, sehingga manusia berhak untuk masuk surga. Sedangkan terhadap manusia kafir, Allah Swt. akan memberikan ganjaran dengan keadilan-Nya dan itu adalah seburuk-buruk azab.

Berdasarkan uraian di atas, dapat diambil kesimpulan bahwa manusia yang telah melakukan penyimpangan tidak serta-merta dibinasakan oleh Allah Swt., akan tetapi Allah Swt. memberikan kesempatan bertaubat sampai datangnya hari kiamat. Begitu pula *outlier* pada data pertanian ini, *outlier* tidak langsung dihilangkan. Akan tetapi, *outlier* diolah dengan memasukkan *outlier* dalam perhitungan model sebagai fungsi *influence*. Setelah dianalisis didapatkan hasil bahwa dengan adanya *outlier* tersebut, model MGWR lebih baik dalam menjelaskan jumlah produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012 dengan melihat nilai AIC yang lebih kecil dari pada nilai AIC model MGWR tanpa *outlier*.

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari pembahasan yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan:

1. Estimasi parameter model MGWR pada data yang mengandung *outlier* menggunakan metode *robust-M* dan didapatkan hasil sebagai berikut:

a. Estimasi parameter global didapatkan hasil:

$$\hat{\beta}_g^{m+1} = (\mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^m \mathbf{X}_g)^{-1} \mathbf{X}_g^T \mathbf{W}_{gi}^m \mathbf{Y}_i^*$$

dengan  $\mathbf{W}_{gi}$  adalah matriks pembobot yang berukuran  $n \times n$  dengan elemen-elemen diagonal yang berisi pembobot  $\mathbf{W}_{g1}, \mathbf{W}_{g2}, \mathbf{W}_{g3}, \dots, \mathbf{W}_{gn}$ .

b. Estimasi parameter lokal didapatkan hasil:

$$\hat{\beta}_l(u_i, v_i)^{m+1} = (\mathbf{X}_l^T \mathbf{W}_{li}^m \mathbf{X}_l)^{-1} \mathbf{X}_l^T \mathbf{W}_{li}^m \mathbf{Y}_i^*$$

dengan  $\mathbf{W}_{li}$  adalah matriks pembobot yang berukuran  $n \times n$  dengan elemen-elemen diagonal yang berisi pembobot  $\mathbf{W}_{l1}, \mathbf{W}_{l2}, \mathbf{W}_{l3}, \dots, \mathbf{W}_{ln}$ .

Sehingga dapat dibentuk model MGWR pada data yang mengandung *outlier* adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{Y}^* = \mathbf{X}_g \beta_g^{m+1} + \mathbf{X}_l \beta_l(u_i, v_i)^{m+1}$$

2. Model MGWR yang mengandung *outlier* untuk kasus potensi pertanian padi di Jawa Timur tahun 2012 adalah:

$$\hat{y} = -3,34693 + 0,0098X_1 + 0,0105X_5$$

Berdasarkan hasil uji F, kedua macam variabel prediktor (bersifat global dan lokal) berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon (jumlah produksi padi). Sedangkan berdasarkan hasil uji  $t$ , variabel yang signifikan adalah variabel sistem pengairan teknis ( $X_1$ ) dan jumlah alat pertanian ( $X_5$ ). Dengan melihat nilai AIC pada model MGWR dan model MGWR yang mengandung *outlier* dapat diketahui bahwa model MGWR yang mengandung *outlier* lebih baik digunakan daripada model MGWR, karena nilai AIC yang diperoleh lebih kecil.

## 5.2 Saran

Dari hasil penelitian ini ada beberapa saran yang dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya antara lain adalah sebagai berikut:

1. Perlu dilakukan penelitian dengan metode lain, agar *outlier* pada model MGWR dapat diselesaikan dengan lebih baik.
2. Perlu adanya penambahan variabel lain untuk mengetahui potensi pertanian padi di wilayah Provinsi Jawa Timur.

## DAFTAR PUSTAKA

- Al-Jazairi, S.A.B.J. 2008. *Tafsir Al-Qur'an Al-Aisar*. Jakarta: Darus Sunnah.
- Anselin, L. 1993. "SpaceStat: A Program for the Statistical Analysis of Spatial Data" Technical Report 93106-4060, Department of Geography, University of California at Santa Barbara: NCGIA.
- Ash-Shiddieqy, T.M.H. 2000. *Tafsir Al-Qur'anul Majid An-Nur*. Semarang: Pustaka Rizki Putra.
- Aziz, A. 2010. *Ekonometrika Teori dan Praktek Eksperimen dengan Matlab*. Malang: UIN MALIKI PRESS.
- Azizah, L.N. 2013. *Pengujian Signifikansi Model Geographically Weighted Regression (GWR) dengan Statistik Uji F dan Uji t*. Skripsi tidak dipublikasikan. Malang: UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.
- Fox, J. 2002. *Robust Regression*. (Online), (<http://cran.r-project.org/doc/contrib/Fox-Companion/appendix-robust-regression.pdf>), diakses tanggal 3 November 2014.
- Girisonta. 1990. *Budidaya Tanaman Padi*. Yogyakarta: Kanisius.
- Hanum, D. & Purnadi. 2013. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Morbiditas Penduduk Jawa Timur dengan Multivariate Geographically Weighted Regression (MGWR). *Jurnal Sains dan Seni Pomits*, (Online), ([http://ejurnal.its.ac.id/index.php/sains\\_seni/article/viewFile/4957/1365](http://ejurnal.its.ac.id/index.php/sains_seni/article/viewFile/4957/1365)), 2 (2): 190, diakses tanggal 23 Oktober 2014.
- Harini, S., Purnadi, Mashuri, M., & Sunaryo, S. 2012. Statistical Test for Multivariate Geographically Weighted Regression Model Using the Method of Maximum Likelihood Ratio Test. *International Jurnal of Applied Mathematics & Statistics*, (Online), 29 (5): 110, (<http://www.ceser.in/ceserp/index.php/ijamas/article/view/679>), diakses tanggal 9 Desember 2014.
- Hasan, M.I. 2002. *Pokok-Pokok Materi Statistik I (Statistik Deskriptif)*. Jakarta: PT Bumi Aksara.
- Lingga, P. dan Marsono. 1986. *Petunjuk Penggunaan Pupuk*. Jakarta: Penebar Swadaya.
- Lumaela, A.K., Otok, B.W., & Sutikno. 2013. Pemodelan Chemical Oxygen Demand (COD) Sungai di Surabaya dengan Metode Mixed Geographically Weighted Regression. *Jurnal Statistika*, (Online), 2 (1):

100-105, (<http://ejurnal.its.ac.id> > Home > Vol 2, No 1 (2013) > Lumaela), diakses tanggal 25 Mei 2014.

- Sari, M.S.N. 2014. *Estimasi Parameter Model Robust Geographically Weighted Regression dengan Metode Robust M*. Skripsi tidak dipublikasikan. Malang: UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.
- Sembiring. 1995. *Analisis Regresi*. Bandung: ITB.
- Smith, H.P. dan Wilkes, L.H. 1990. *Mesin dan Peralatan Usaha Tani*. Yogyakarta: Gajah Mada University Press.
- Soekirno. 1999. *Mekanisasi Pertanian, Pokok Bahasan Alat Mesin Pertanian dan Pengelolaannya*. Yogyakarta: Fakultas Teknologi Pertanian UGM.
- Soemartini. 2007. *Outlier (Pencilan)*. Bandung: UNPAD.
- Soetrisno, Suwandari, A., dan Rijanto. 2006. *Pengantar Ilmu Pertanian*. Malang: Bayumedia Publishing.
- Sofyan, A., Sedyarso M., Nurjaya, & Suryono J. 2000. *Status Hara P dan K Lahan Sawah sebagai Dasar Penggunaan Pupuk yang Efisien pada Tanaman Pangan. Bag. Proyek Sumber Daya Lahan Agroklimat*. Laporan Akhir Penelitian. Bogor: Puslittanak.
- Susanti Y., Pratiwi, H., & Sulistijowati S. 2013. Optimasi Model Regresi Robust Untuk Memprediksi Produksi Kedelai di Indonesia. Prosiding Seminar Nasioanal Matematika dan Pendidikan Matematika. Surakarta: Universitas Sebelas Maret. 9 November 2013.
- Wijaya, S. 2009. *Taksiran Parameter pada Model Regresi Robust dengan Menggunakan Fungsi Huber*. Skripsi tidak dipublikasikan. Depok: Universtas Indonesia.
- Wuryanti, I.F., Purnami, S.W., & Puhadi. 2013. Pemodelan Mixed Geographically Weighted Regression pada Angka Kematian Balita di Kabupaten Bojonegoro Tahun 2011. *Jurnal Statistika*, (Online), 2 (1): 67, (<http://ejurnal.its.ac.id> > Home > Vol 2, No 1 (2013) > Wuryanti), diakses tanggal 11 Januari 2014.
- Yasin, H. 2011. Pemilihan Variabel pada Model Geographically Weighted Regression. *Jurnal Statistika*, (Online), 4 (2): 66, ([http://eprints.undip.ac.id/33669/1/3\\_artikel1\\_Hasbi.pdf](http://eprints.undip.ac.id/33669/1/3_artikel1_Hasbi.pdf)), diakses tanggal 24 April 2014.
- Yasin, H., 2013. Uji Hipotesis Model Mixed Geographically Weighted Regression dengan Metode Bootstrap. Prosiding Seminar Nasional Statistika. Semarang: Universitas Diponegoro. 2013.

## LAMPIRAN

### Lampiran 1 Data Penelitian

No.	Kabupaten/Kota	Y	X1	X2	X3
1	Kota Batu	4878,34	1882	8	0.0
2	Kota Mojokerto	6673,83	477	51	51.0
3	Kota Kediri	9769,99	1521	45	435.0
4	Kota Blitar	10898,94	780	272	68.0
5	Kota Malang	12563,32	1286	0	0.0
6	Kota Probolinggo	13177,55	0	0	0.0
7	Kota Surabaya	13177,67	4	0	233.0
8	Kota Madiun	17135,42	1064	0	0.0
9	Kota Pasuruan	19830,29	1148	0	0.0
10	Kab. Sumenep	160364,76	4182	2572	1417.0
11	Kab. Trenggalek	167222,34	3034	3141	3505.0
12	Kab. Pacitan	172687,91	3823	1488	1920.0
13	Kab. Pamekasan	17880,86	5022	0	0.0
14	Kab. Sidoarjo	203573,1	22556	274	0.0
15	Kab. Sampang	245535,67	3522	906	343.0
16	Kab. Bangkalan	259861,46	5167	1113	509.0
17	Kab. Situbondo	266005,09	27779	2573	657.0
18	Kab. Magetan	288756,22	25307	1360	351.0
19	Kab. Tulungagung	299754,78	31086	3030	1275.0
20	Kab. Probolinggo	302572,4	31086	3030	1275.0
21	Kab. Blitar	303332,4	22509	3851	3352.0
22	Kab. Kediri	306174,57	34426	5453	4480.0
23	Kab. Mojokerto	306880,59	24893	3106	2753.0
24	Kab. Bondowoso	317438,75	29022	1960	2282.0
25	Kab. Gresik	386435,19	25	3977	649.0
26	Kab. Ponorogo	406678,22	30091	625	1184.0
27	Kab. Lumajang	408634,72	21772	7595	4691.0
28	Kab. Malang	416606,81	27041	8184	6556.0
29	Kab. Jombang	462628,11	3930	1717	1524.0
30	Kab. Madiun	499679,28	26866	1522	2031.0
31	Kab. Nganjuk	507670,5	29730	4803	3414.0
32	Kab. Pasuruan	571510,31	25417	7904	399.0
33	Kab. Tuban	576737,65	14386	6616	2559.0
34	Kab. Ngawi	708694,26	38935	5239	1539.0
35	Kab. Banyuwangi	732261,54	61376	2042	2083.0
36	Kab. Bojonegoro	808111,9	16800	3290	1703.0
37	Kab. Lamongan	856889,54	13036	24632	8460.0
38	Kab. Jember	968504,7	78493	1707	5076.0

No.	Kabupaten/Kota	X4	X5	X6	X7	Longitude	Latitude
1	Kota Batu	7	0	532	441	122,37	7,85
2	Kota Mojokerto	0	42	108	82	112,43	7,472
3	Kota Kediri	0	50	285	267	112,001	7,816
4	Kota Blitar	0	0	128	482	112,21	8,5
5	Kota Malang	0	0	636	160	112,065	7,54
6	Kota Probolinggo	0	0	359	50	113,125	7,46
7	Kota Surabaya	141	1223	294	0	112,734	7,28
8	Kota Madiun	0	0	0	413	111,5	7,5
9	Kota Pasuruan	0	0	144	103	112,5	7,4
10	Kab. Sumenep	607	16622	4186	1625	114,735	5,895
11	Kab. Trenggalek	1109	1341	2991	901	111,675	7,935
12	Kab. Pacitan	133	4810	3655	4832	111,102	8,201
13	Kab. Pamekasan	0	0	5291	1660	113,375	6,91
14	Kab. Sidoarjo	0	0	3420	1562	112,7	7,4
15	Kab. Sampang	241	15575	5639	965	113,235	6,59
16	Kab. Bangkalan	1469	21382	5160	1540	112,74	6,81
17	Kab. Situbondo	932	1853	3628	1224	113,86	7,395
18	Kab. Magetan	175	1105	4678	16913	111,2	7,38
19	Kab. Tulungagung	17	1919	6409	2796	112,4	7,75
20	Kab. Probolinggo	17	1919	6409	2796	112,4	7,75
21	Kab. Blitar	812	1181	4642	11671	111,75	7,835
22	Kab. Kediri	1069	2152	4791	15685	111,825	7,68
23	Kab. Mojokerto	964	5601	4379	5087	111,79	7,31
24	Kab. Bondowoso	0	0	7261	1057	113,48	7,5
25	Kab. Gresik	4056	29435	3790	5452	112,5	7,5
26	Kab. Ponorogo	1150	1750	6847	17430	111,345	7,845
27	Kab. Lumajang	1607	333	4696	6479	112,86	7,875
28	Kab. Malang	3737	3939	9145	21782	117,37	7,85
29	Kab. Jombang	24	6355	5824	3552	112,282	7,54
30	Kab. Madiun	514	2197	4699	12601	111,38	7,3
31	Kab. Nganjuk	1076	4003	5548	8221	111,59	7,395
32	Kab. Pasuruan	112	3103	3966	7151	112,8	7,8
33	Kab. Tuban	5632	26948	2880	12389	111,825	6,79
34	Kab. Ngawi	207	4556	7789	17702	111,25	7,26
35	Kab. Banyuwangi	26	465	7047	10578	113,86	7,395
36	Kab. Bojonegoro	14372	40751	11842	18089	111,67	6,97
37	Kab. Lamongan	0	28784	9391	6542	122,365	6,87
38	Kab. Jember	43	114	4637	8185	113,6	7,95

## Lampiran 2 Output Software SPSS. 16

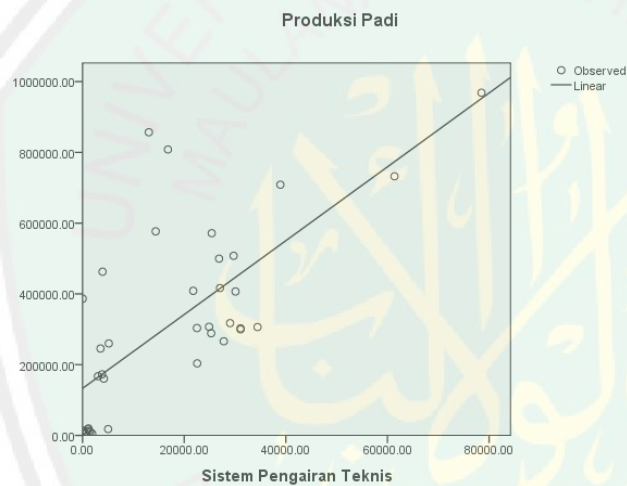
### 2.1 Uji linieritas

#### Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable:Produksi Padi

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.503	36.441	1	36	.000	1.329E5	10.437

The independent variable is Sistem Pengairan Teknis.

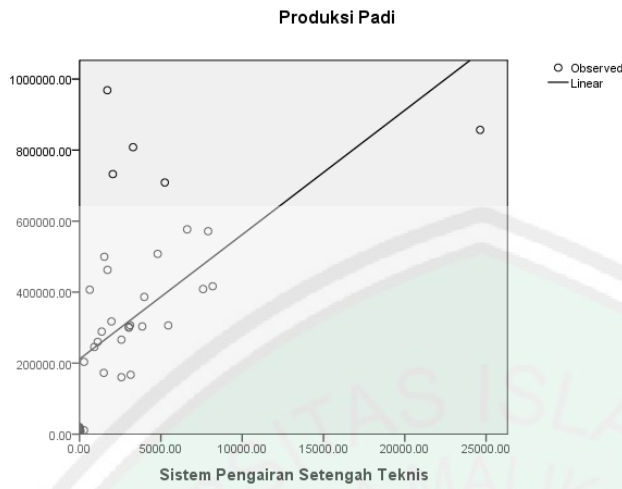


#### Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable:Produksi Padi

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.331	17.849	1	36	.000	2.116E5	35.030

The independent variable is Sistem Pengairan Setengah Teknis.

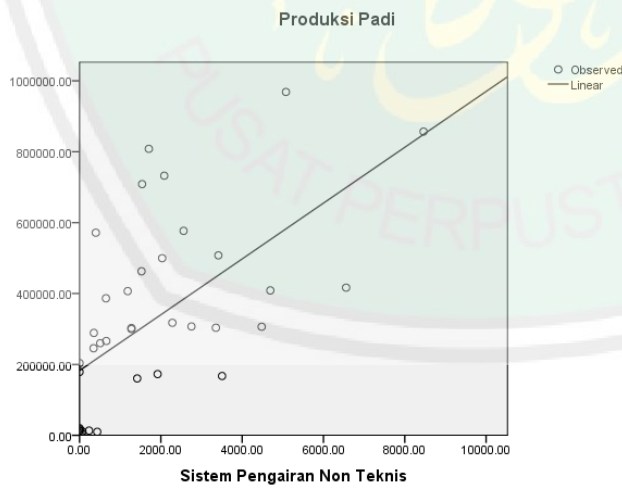


**Model Summary and Parameter Estimates**

Dependent Variable:Produksi Padi

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.368	20.991	1	36	.000	1.826E5	78.736

The independent variable is Sistem Pengairan Non Teknis.



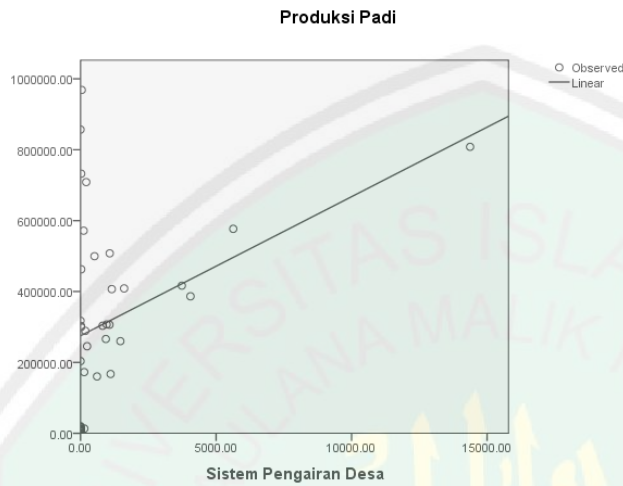
**Model Summary and Parameter Estimates**

Dependent Variable:Produksi Padi

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.368	20.991	1	36	.000	1.826E5	78.736

Linear	.144	6.046	1	36	.019	2.752E5	39.232
--------	------	-------	---	----	------	---------	--------

The independent variable is Sistem Pengairan Desa.

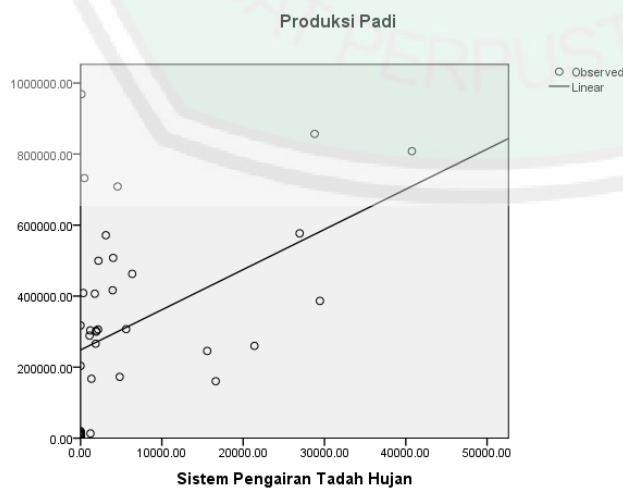


**Model Summary and Parameter Estimates**

Dependent Variable:Produksi Padi

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.193	8.613	1	36	.006	2.484E5	11.313

The independent variable is Sistem Pengairan Tadah Hujan.

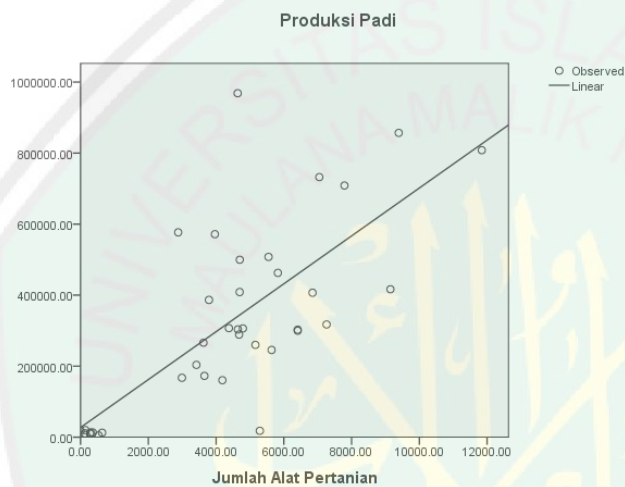


### Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable:Produksi Padi

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.552	44.313	1	36	.000	2.728E4	67.436

The independent variable is Jumlah Alat Pertanian.

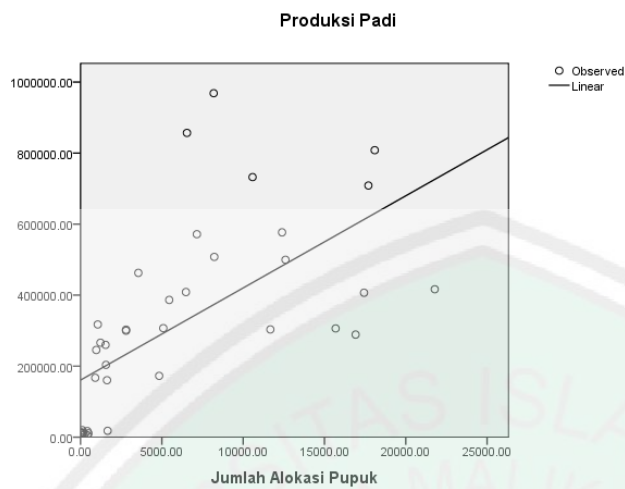


### Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable:Produksi Padi

Equation	Model Summary					Parameter Estimates	
	R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1
Linear	.403	24.302	1	36	.000	1.608E5	25.949

The independent variable is Jumlah Alokasi Pupuk.



## 2.2 Uji Autokorelasi

**Model Summary<sup>b</sup>**

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.940 <sup>a</sup>	.884	.857	97876.80530	1.332

a. Predictors: (Constant), Jumlah Alokasi Pupuk, Sistem Pengairan Tadah Hujan, Sistem Pengairan Non Teknis, Sistem Pengairan Teknis, Jumlah Alat Pertanian, Sistem Pengairan Desa, Sistem Pengairan Setengah Teknis

b. Dependent Variable: Produksi Padi

## 2.3 Uji multikolinieritas

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

Model		Collinearity Statistics	
		Tolerance	VIF
1	Sistem Pengairan Teknis	.446	2.245
	Sistem Pengairan Setengah Teknis	.235	4.261
	Sistem Pengairan Non Teknis	.271	3.689
	Sistem Pengairan Desa	.275	3.642
	Sistem Pengairan Tadah Hujan	.244	4.097

Jumlah Alat Pertanian	.359	2.789
Jumlah Alokasi Pupuk	.407	2.455

a. Dependent Variable: Produksi Padi

## 2.4 Uji Normalitas

	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Statistic	Df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Produksi Padi	.137	38	.069	.923	38	.012

a. Lilliefors Significance Correction

## 2.5 Uji Heteroskedastisitas

		X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	Abs Res	
Spearman's rho	X1	Correlation Coefficient	1.000	.541**	.587**	.314	.197	.679**	.731**	.576**
		Sig. (2-tailed)	.	.000	.000	.055	.235	.000	.000	.000
		N	38	38	38	38	38	38	38	38
X2		Correlation Coefficient	.541**	1.000	.804**	.625**	.644**	.541**	.709**	.393*
		Sig. (2-tailed)	.000	.	.000	.000	.000	.000	.000	.015
		N	38	38	38	38	38	38	38	38
X3		Correlation Coefficient	.587**	.804**	1.000	.552**	.490**	.557**	.646**	.376*
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.	.000	.002	.000	.000	.020
		N	38	38	38	38	38	38	38	38
X4		Correlation Coefficient	.314	.625**	.552**	1.000	.678**	.352*	.606**	.305
		Sig. (2-tailed)	.055	.000	.000	.	.000	.030	.000	.063
		N	38	38	38	38	38	38	38	38
X5		Correlation Coefficient	.197	.644**	.490**	.678**	1.000	.497**	.530**	.341*
		Sig. (2-tailed)	.235	.000	.002	.000	.	.001	.001	.036
		N	38	38	38	38	38	38	38	38
X6		Correlation Coefficient	.679**	.541**	.557**	.352*	.497**	1.000	.701**	.439**
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.030	.001	.	.000	.006
		N	38	38	38	38	38	38	38	38
X7		Correlation Coefficient	.731**	.709**	.646**	.606**	.530**	.701**	1.000	.417**
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.001	.000	.	.009
		N	38	38	38	38	38	38	38	38

### Lampiran 3 *Output Software GWR4 (Model GWR)*

```

*****
*****

*           Semiparametric Geographically Weighted Regression           *
*
*           Release 1.0.3 (GWR 4.0.3)           *
*
*           1 July 2009           *
*
*
*           Tomoki Nakaya, Martin Charlton,           *
*           A. Stewart Fotheringham, Chris Brunson           *
*           (c) National University of Ireland Maynooth &           *
*           Ritsumeikan University           *
*****
*****

Program began at 9/26/2014 11:01:02 AM

*****
*****

Session: SGWR modelling project

*****
*****

Data filename: E:\Dataku\dataskripsi.csv

Number of areas/points: 38

Model settings-----
Model type: Gaussian
Geographic kernel: adaptive bi-square
Method for optimal bandwidth search: Golden section search
Criterion for optimal bandwidth: AICc
Number of varying coefficients: 8

```

Number of fixed coefficients: 0

Modelling options-----

Standardisation of independent variables: On

Testing geographical variability of local coefficients: On

GtoF Variable selection: OFF

FtoG Variable selection: OFF

Prediction at non-regression points: OFF

Variable settings-----

Area key: field2: kode

Easting (x-coord): field11 : Longitude

Northing (y-coord): field12: Latitude

Cartesian coordinates: Euclidean distance

Dependent variable: field3: Y

Offset variable is not specified

Intercept: varying intercept

Independent variable with varying coefficient: field4: X1

Independent variable with varying coefficient: field5: X2

Independent variable with varying coefficient: field6: X3

Independent variable with varying coefficient: field7: X4

Independent variable with varying coefficient: field8: X5

Independent variable with varying coefficient: field9: X6

Independent variable with varying coefficient: field10: X7

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

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

## Global regression result

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

## &lt; Diagnostic information &gt;

Residual sum of squares: 286690637731.584000

Number of parameters: 8

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

ML based global sigma estimate: 86859.026397

Unbiased global sigma estimate: 97756.608938

Log-likelihood: 972.114497

Classic AIC: 990.114497

AICc: 996.543069

BIC/MDL: 1004.852773

CV: 16931364384.599300

R square: 0.884680

Adjusted R square: 0.852867

Variable	Estimate	Standard Error	t(Est/SE)
Intercept	329142.686652	15869.742638	20.740266
X1	172041.935483	23501.753663	7.320387
X2	65526.187967	32517.329806	2.015116
X3	-12889.606223	30129.613489	-0.427805
X4	250.784384	30191.225455	0.008307
X5	101569.537939	31944.175366	3.179595
X6	24700.222843	25855.900169	0.955303
X7	15003.672419	24586.415763	0.610242

Bandwidth search <golden section search>

Limits: 18, 38

Golden section search begins...

Initial values

pL Bandwidth: 18.000 Criterion: 1151.787

p1 Bandwidth: 25.639 Criterion: 1040.082

p2 Bandwidth: 30.361 Criterion: 1011.871

pU Bandwidth: 38.000 Criterion: 1003.382

iter 1 (p2) Bandwidth: 30.361 Criterion: 1011.871 Diff: 4.721

iter 2 (p2) Bandwidth: 33.279 Criterion: 1010.849 Diff: 2.918

iter 3 (p2) Bandwidth: 35.082 Criterion: 1008.173 Diff: 1.803

iter 4 (p2) Bandwidth: 36.197 Criterion: 1005.048 Diff: 1.115

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

Best bandwidth size 38.000

Minimum AICc 1003.382

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

GWR (Geographically weighted regression) result

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

Bandwidth and geographic ranges

Bandwidth size: 38.000000

Coordinate	Min	Max	Range
X-coord	111.102000	122.370000	11.268000
Y-coord	5.895000	8.500000	2.605000

Diagnostic information

Residual sum of squares: 267048349288.022000

Effective number of parameters (model: trace(S)): 10.428021

Effective number of parameters (variance: trace(S'S)): 9.875571

Degree of freedom (model: n - trace(S)): 27.571979

Degree of freedom (residual: n - 2trace(S) + trace(S'S)): 27.019529

ML based sigma estimate: 83830.711193

Unbiased sigma estimate: 99415.948593

Log-likelihood: 969.417486

Classic AIC: 992.273528

AICc: 1003.381600

BIC/MDL: 1010.987897

CV: 22912926570.730900

R square: 0.892581

Adjusted R square: 0.847249

\*\*\*\*\*

<< Geographically varying coefficients >>

\*\*\*\*\*

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

Listwise output file: defaultGWRLlistwise.csv

Summary statistics for varying coefficients

Variable	Mean	STD
Intercept	319970.514172	10250.909623
X1	165030.768237	8217.361724
X2	57034.192871	5008.603282
X3	-8837.109831	2011.410321

X4	1750.097678	7136.203508
X5	94490.970547	3315.561025
X6	23745.239881	6205.853435
X7	18224.724330	1926.142801

Variable	Min	Max	Range
Intercept	300834.452182	331083.365983	30248.913801
X1	165668.427835	200248.819626	34580.391791
X2	54733.542172	83634.528536	28900.986365
X3	-18669.689439	-7529.513520	11140.175919
X4	-32955.829914	7477.446382	40433.276296
X5	93950.291532	107244.659035	13294.367503
X6	-3580.982391	27598.484165	31179.466556
X7	7561.863255	20077.341699	12515.478444

Variable	Lwr Quartile	Median	Upr Quartile
Intercept	329036.204885	330152.262657	330609.614876
X1	166462.681788	167698.959710	169297.430510
X2	57154.715046	57626.410459	58240.983461
X3	-9385.251632	-8487.873578	-8017.202667
X4	2966.149685	3208.331489	3729.008959
X5	96243.344034	96695.050673	96995.694736
X6	24684.918296	25969.573970	26967.761568
X7	18913.033424	19016.377669	19168.149151

Variable	Interquartile R	Robust STD
Intercept	1573.409991	1166.352847
X1	2834.748723	2101.370439
X2	1086.268415	805.239744
X3	1368.048966	1014.120805
X4	762.859273	565.499832
X5	752.350702	557.709934
X6	2282.843272	1692.248534
X7	255.115728	189.114698

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

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

#### GWR ANOVA Table

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

Source	SS	DF	MS	F
Global Residuals	286690637731.584	8.000		
GWR Improvement	19642288443.563	2.980	6590330621.293	
GWR Residuals	267048349288.022	27.020	9883530834.600	6.66799

#### Geographical variability tests of local coefficients

Variable	F	DOF for F test	DIFF of Criterion
Intercept	1.136109	0.278 27.572	0.750355
X1	4.372303	0.106 27.572	-0.179920
X2	1.670757	0.133 27.572	0.263310
X3	-20.814457	-0.034 27.572	-1.101479

X4	5774822	0.037	27.572	-0.135576
X5	3.601157	0.065	27.572	-0.042191
X6	2.320116	0.098	27.572	0.108179
X7	3.168330	0.073	27.572	-0.004400

-----

Note: positive value of diff-Criterion (AICc, AIC, BIC/MDL or CV) suggests no spatial variability

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

Program terminated at 9/26/2014 11:01:02 AM



### Lampiran 4 Output Software GWR4 (Model MGWR)

```

*****
****
*           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 10/27/2014 8:47:22 AM

*****
****
Session:
Session control file: D:\erviananew\ervi.ctl
*****
****
Data filename: D:\erviananew\dataku.csv
Number of areas/points: 38

Model settings-----
Model type: Gaussian
Geographic kernel: adaptive bi-square
Method for optimal bandwidth search: fixed value
Criterion for optimal bandwidth: AICc
Number of varying coefficients: 5
Number of fixed coefficients: 3

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

Variable settings-----
Area key: field12: Kode
Easting (x-coord): field10 : Longitude
Northing (y-coord): field11: Latitude
Cartesian coordinates: Euclidean distance
Dependent variable: field2: Y
Offset variable is not specified
Intercept: fixed (Global) intercept
Independent variable with varying (Local) coefficient: field3: X1
Independent variable with varying (Local) coefficient: field5: X3
Independent variable with varying (Local) coefficient: field6: X4
Independent variable with varying (Local) coefficient: field7: X5

```

Independent variable with varying (Local) coefficient: field9: X7  
 Independent variable with fixed (Global) coefficient: field4: X2  
 Independent variable with fixed (Global) coefficient: field8: X6  
 \*\*\*\*\*  
 \*\*\*\*

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

Global regression result

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

< Diagnostic information >

Residual sum of squares: 283326536389.208000  
 Number of parameters: 8  
 (Note: this num does not include an error variance term for a Gaussian model)  
 ML based global sigma estimate: 86347.909552  
 Unbiased global sigma estimate: 97181.365907  
 -2 log-likelihood: 971.665959  
 Classic AIC: 989.665959  
 AICc: 996.094530  
 BIC/MDL: 1004.404234  
 CV: 16293719137.833900  
 R square: 0.889217  
 Adjusted R square: 0.858657

Variable	Estimate	Standard Error	t (Est/SE)
X1	10.298367	1.339762	7.686716
X3	-4.485294	15.356508	-0.292078
X4	-0.164007	11.998088	-0.013669
X5	11.006988	3.167043	3.475478
X7	3.037666	3.891825	0.780525
Intercept	-4874.145526	29554.136480	-0.164923
X2	15.580879	7.632666	2.041342
X6	3.900477	9.213261	0.423355

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

GWR (Geographically weighted regression) bandwidth selection

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

Bandwidth search <fixed value>: 38

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

GWR (Geographically weighted regression) result

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

Bandwidth and geographic ranges

Bandwidth size: 38.000000

Coordinate	Min	Max	Range
X-coord	111.102000	122.370000	11.268000
Y-coord	5.895000	8.500000	2.605000

Diagnostic information

Residual sum of squares: 269367652888.038000  
 Effective number of parameters (model: trace(S)): 9.630424  
 Effective number of parameters (variance: trace(S'S)): 9.413103  
 Degree of freedom (model: n - trace(S)): 28.369576

Degree of freedom (residual:  $n - 2\text{trace}(S) + \text{trace}(S'S)$ ):  
 28.152255  
 ML based sigma estimate: 84193.957292  
 Unbiased sigma estimate: 97817.403104  
 -2 log-likelihood: 969.746089  
 Classic AIC: 991.006937  
 AICc: 1000.384133  
 BIC/MDL: 1008.415173  
 CV: 24036392208.786600  
 R square: 0.894675  
 Adjusted R square: 0.856476

\*\*\*\*\*

<< Fixed (Global) coefficients >>

\*\*\*\*\*

Variable	Estimate	Standard Error	t(Estimate/SE)
Intercept	-8385.674510	31387.736722	-0.267164
X2	18.830354	9.668537	1.947591
X6	7.430531	9.818743	0.756770

\*\*\*\*\*

<< Geographically varying (Local) coefficients >>

\*\*\*\*\*

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

Listwise output file: D:\erviananew\ervi\_listwise.csv

Summary statistics for varying (Local) coefficients

Variable	Mean	STD
X1	9.659024	0.351820
X3	-6.262110	0.809912
X4	0.637652	1.715735
X5	9.638159	0.367800
X7	2.458351	0.943632

Variable	Min	Max	Range
X1	9.778612	10.889327	1.110715
X3	-9.358592	-5.580002	3.778590
X4	-8.804955	2.710322	11.515278
X5	8.769904	10.096735	1.326831
X7	-2.050860	2.912242	4.963102

Variable	Lwr Quartile	Median	Upr Quartile
X1	9.809652	9.856156	9.922345
X3	-6.626604	-6.229272	-5.908154
X4	0.852692	0.942254	1.146287
X5	9.908450	9.978806	10.004357
X7	2.654853	2.756070	2.856704

Variable	Interquartile R	Robust STD
X1	0.112693	0.083538
X3	0.718450	0.532580
X4	0.293595	0.217639
X5	0.095907	0.071095
X7	0.201851	0.149630

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

\*\*\*\*\*

\*\*\*\*

GWR ANOVA Table

```

*****
****
Source                SS          DF          MS          F
-----
--
Global Residuals      283326536389.208    30.000
GWR Improvement        13958883501.170      1.848    7554549982.421
GWR Residuals         269367652888.038    28.152    9568244349.999  7.89544
*****
****
Program terminated at 10/27/2014 8:47:22 AM

```



### Lampiran 5 Source Software MATLAB.7.10.0 (R2010a)

```

%Menentukan Model MGWR yang Mengandung Outlier
clc,clear
filename='data1.xlsx',1,'A2:G39';
X=xlsread(filename)
exely='data2.xlsx','A2:A39';
Y=xlsread(exely)
beta(1,:)=[-4874.145526 10.298367 15.580879 -4.485294 -0.164007
11.006988 3.900477 3.037666]
k=1;
selisih=inf
%menentukan batas konvergen sampai mendekati 0
ea=10^-4;

%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

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

beta(k+1,:)=inv(XX'*WW*XX)*(XX'*WW*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(1)/ uji kesesuaian model MGWR yang mengandung outlier
XX=[ones(a,1) X];
S1=XX*(inv(XX'*WW*XX)*(XX'*WW));
filename='datalokal.xlsx',1,'A2:E39';
Xlokal=xlsread(filename)
Xl=[ones(a,1) Xlokal];
filename='dataglobal.xlsx',1,'A2:B39';
Xglobal=xlsread(filename)
Xg=[ones(a,1) Xglobal];
S0=XX*inv(XX'*XX)*XX';
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;
F1hit=(Y'*(R0-R1)*Y/v1)/(Y'*R1*Y/d1)

%uji F(2)/ uji serentak untuk koefisien variabel global
Rss_H0_g=Y'*(I-S1)'*(I-S1)*Y;
R3=(I-S1)'*(I-S1);
R4=(I-S)'*(I-S);
r=trace(R3-R4);
rr=trace((R3-R4)^2);
d3=trace(R4);
d4=trace(R4^2);
DSS2=Y'*(R3-R4)*Y;
F2hit=(Y'*(R3-R4)*Y/r)/(Y'*R4*Y/d3)

%uji F(3)/ uji serentak untuk koefisien variabel lokal
Sg=Xg*inv(Xg'*Xg)*Xg';
Rss_H0_l=Y'*(I-Sg)'*(I-Sg)*Y;
R5=(I-Sg)'*(I-Sg);
R6=(I-S)'*(I-S);
t1=trace(R5-R6);
t2=trace((R5-R6)^2);
d5=trace(R6);
d6=trace(R6^2);

```

```

DSS3=Y'*(R5-R6)*Y;
F3hit=(Y'*(R5-R6)*Y/t1)/(Y'*R1*Y/d5)

%Uji t variabel global
T_hitung=zeros(size(beta_akhir));
ng=r^2/rr;
betaT1=[-3.4639 0.0160 0.0045];
G=(inv(Xg'*(I-S1)'*(I-S1)*Xg))*(Xg'*(I-S1)'*(I-S1));
g=G'*G;
delta1=trace(R4);
delta2=trace(R4^2);
sigma_2=Rss_H0_g/d4;
a=length(beta_akhir);
for i=1:a
    jum=betaT1/(sqrt((sigma_2)*g(i,i)));
    t=jum
    value=1-tcdf(abs(t),delta1^2/delta2);
    val=value;
end
t_hitung1=t

%Uji t variabel lokal
T_hitung=zeros(size(beta_akhir));
ng=t1^2/t2;
betaT2=[0.0098 -0.0046 0.0003 0.0105 0.0033];
Y2=I-Xg*G;
M=inv(X1'*WW*X1)*(X1'*WW*Y2);
m=M'*M;
delta3=trace(R6);
delta4=trace(R6^2);
sigma_2=Rss_H0_1/d6;
a=length(beta_akhir);
for i=1:a
    jum=betaT2/(sqrt((sigma_2)*m(i,i)));
    t=jum
    value=1-tcdf(abs(t),delta3^2/delta4);
    val=value;
end
t_hitung2=t

% menghitung nilai AIC model MGWR yang mengandung outlier
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

```