

**ESTIMASI PARAMETER MODEL
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION (GWLR)
PADA DATA YANG MENGANDUNG OUTLIER**

SKRIPSI

**OLEH
DWI ANNISA PURNAMASARI
NIM. 12610010**



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

**ESTIMASI PARAMETER MODEL
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION (GWLR)
PADA DATA YANG MENGANDUNG OUTLIER**

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
Dwi Annisa Purnamasari
NIM. 12610010**

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

**ESTIMASI PARAMETER MODEL
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION (GWLR)
PADA DATA YANG MENGANDUNG *OUTLIER***

SKRIPSI

Oleh
Dwi Annisa Purnamasari
NIM. 12610010

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal 30 Mei 2015

Pembimbing I,

Pembimbing II,

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

Dr. H. Imam Sujarwo, M. Pd
NIP. 19630502 198703 1 005

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

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

**ESTIMASI PARAMETER MODEL
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION (GWLR)
PADA DATA YANG MENGANDUNG OUTLIER**

SKRIPSI

Oleh
Dwi Annisa Purnamasari
NIM. 12610010

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

Tanggal 9 Juni 2016

Penguji Utama : Abdul Aziz, M. Si

Ketua Penguji : Fachrur Rozi, M. Si

Sekretaris Penguji : Dr. Sri Harini, M. Si

Anggota Penguji : Dr. H. Imam Sujarwo, M. Pd

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

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

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Dwi Annisa Purnamasari

NIM : 12610010

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) pada Data yang Mengandung *Outlier*

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

Malang, 30 Mei 2016
Yang membuat pernyataan,

Dwi Annisa Purnamasari
NIM. 12610010

MOTO

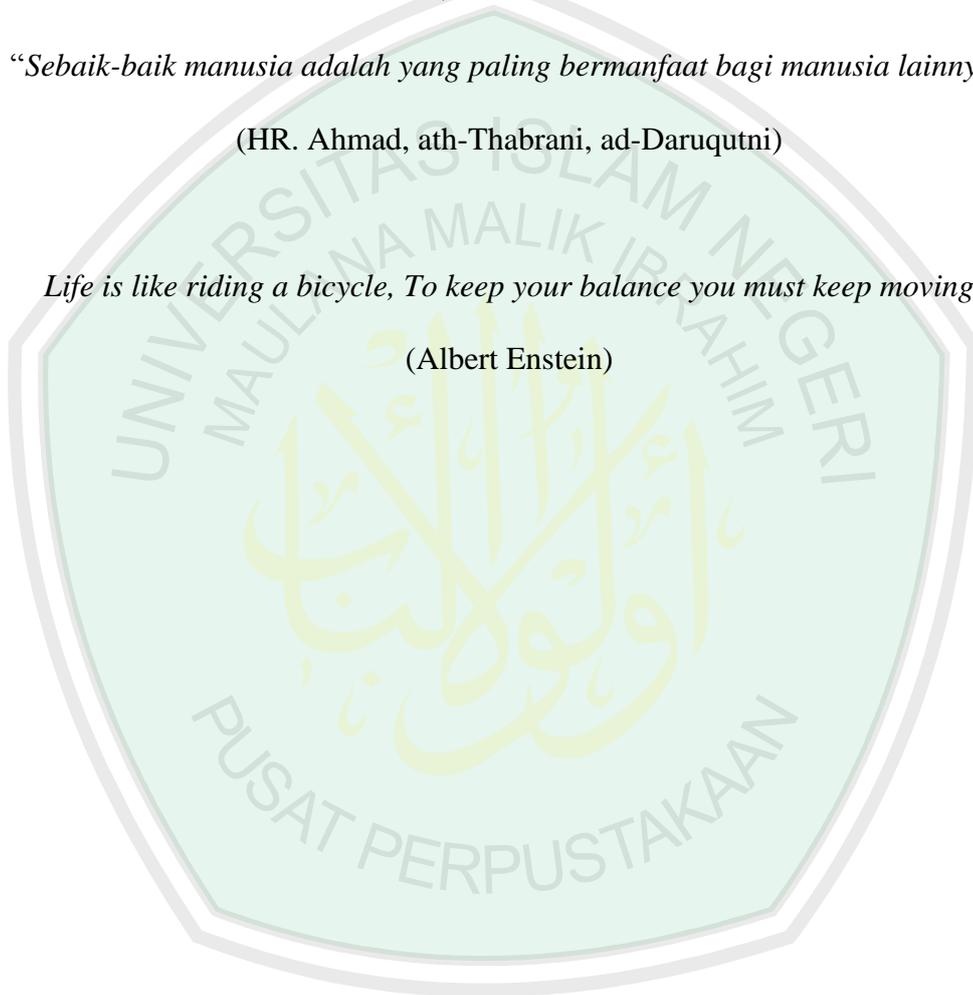
خير الناس انفعهم للناس

“Sebaik-baik manusia adalah yang paling bermanfaat bagi manusia lainnya”

(HR. Ahmad, ath-Thabrani, ad-Daruqutni)

Life is like riding a bicycle, To keep your balance you must keep moving

(Albert Einstein)



PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Ibunda Hanifah Irsyad dan Ayahanda Ach. Badrus Salam (Alm) tercinta yang senantiasa dengan ikhlas mendoakan, memberi dukungan, mendengarkan keluhan kesah , memberi motivasi serta restunya kepada penulis dalam menuntut ilmu agar selalu di ridhai Allah, serta selalu memberikan teladan yang baik bagi penulis.

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



KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah, segala puja dan puji syukur bagi Allah atas limpahan rahmat, taufik, hidayah, dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan dengan baik penyusunan skripsi yang berjudul “Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) pada Data yang Mengandung *Outlier*”. Shalawat serta salam semoga tetap terlimpahkan kepada Nabi besar Muhammad Saw. yang telah menuntun umatnya dari zaman yang gelap ke zaman yang terang benderang yakni *ad-Diin al-Islam*.

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana dalam bidang matematika di Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Dalam proses penyusunannya tidak mungkin dapat diselesaikan dengan baik tanpa bantuan, bimbingan, serta arahan dari berbagai pihak. Untuk itu ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada:

1. Prof. Dr. H. Mudjia Rahardjo, M.Si, selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. drh. Bayyinatul Muchtaromah, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Abdussakir, M.Pd, selaku ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dosen pembimbing I yang senantiasa memberikan doa, arahan, nasihat, motivasi dalam melakukan penelitian, serta pengalaman yang berharga kepada penulis.

5. Dr. H. Imam Sujarwo, M.Pd, selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan berbagai ilmunya kepada penulis.
6. Segenap sivitas akademika Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang terutama seluruh dosen, terima kasih atas segala ilmu dan bimbingannya.
7. Orang tua dan keluarga yang selalu memberikan doa, semangat, serta motivasi kepadapenulis hingga saat ini.
8. Seluruh teman-teman di Jurusan Matematika angkatan 2012, terutama Heni, Bayu, Ani, Azka, Dewi, Lilis Aminah, Reni, Ziyadatur, Putri, Mouli, Naufal, Aulia, Nurul, Mufti, dan Ahlun Nazar Ilmiawan yang tiada hentinya membantu, mendukung, dan mendoakan dalam mewujudkan cita-cita, terima kasih atas kenangan-kenangan indah yang dirajut bersama dalam menggapai cita-cita.
9. Semua pihak yang secara langsung atau tidak langsung telah ikut memberikan bantuan dalam menyelesaikan skripsi ini.

Akhirnya penulis hanya bisa berharap, di balik skripsi ini dapat ditemukan sesuatu yang bisa memberikan manfaat dan wawasan yang lebih luas atau bahkan hikmah bagi penulis, pembaca, dan bagi seluruh mahasiswa.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Malang, Mei 2016

Penulis

DAFTAR ISI

| | |
|--|-------|
| HALAMAN JUDUL | |
| HALAMAN PENGAJUAN | |
| HALAMAN PERSETUJUAN | |
| HALAMAN PENGESAHAN | |
| HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN | |
| HALAMAN MOTO | |
| HALAMAN PERSEMBAHAN | |
| KATA PENGANTAR | viii |
| DAFTAR ISI | x |
| DAFTAR TABEL | xiii |
| DAFTAR GAMBAR | xv |
| DAFTAR LAMPIRAN | xvii |
| DAFTAR SIMBOL | xviii |
| ABSTRAK | xix |
| ABSTRACT | xx |
| ملخص | xxi |
| | |
| BAB IPENDAHULUAN | |
| 1.1 Latar Belakang | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah..... | 5 |
| 1.3 Tujuan Penelitian | 5 |
| 1.4 Batasan Masalah | 6 |
| 1.5 Manfaat Penelitian..... | 7 |
| 1.6 Sistematika Penulisan | 7 |
| | |
| BAB II KAJIAN PUSTAKA | |
| 2.1 Analisis Data..... | 9 |
| 2.1.1 Penaksir Parameter Model Regresi Logistik | 10 |
| 2.1.2 Pengujian Parameter Model Regresi Logistik | 13 |
| 2.2 Model <i>Geographically Weighted Regression</i> (GWR)..... | 15 |
| 2.2.1 Fungsi Pembobot dan <i>Bandwith</i> | 16 |
| 2.2.2 Estimasi Parameter Model GWR | 17 |
| 2.2.3 Pengujian Kesesuaian Model GWR | 20 |
| 2.3 Penentuan Model Terbaik..... | 22 |

| | |
|---|----|
| 2.4 Model <i>Geographically Weighted Logistic Regression</i> (GWLR) ... | 22 |
| 2.5 <i>Outlier</i> | 24 |
| 2.5.1 Deteksi <i>Outlier</i> | 25 |
| 2.6 Penaksir Parameter | 34 |
| 2.6.1 <i>Maksimum Likelihood Estimator</i> (MLE) | 34 |
| 2.6.2 Penduga Bianco-Yohai | 35 |
| 2.6.3 Metode <i>Newton Raphson</i> | 35 |
| 2.7 Prevalensi Balita Kurang Gizi | 36 |
| 2.7.1 Kesehatan Anak | 37 |
| 2.7.2 Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kekurangan Gizi | 39 |
| 2.8 <i>Outlier</i> dan Kesehatan dalam Agama Islam | 44 |
| 2.8.1 <i>Outlier</i> | 44 |
| 2.8.2 Kesehatan..... | 47 |

BAB III METODE PENELITIAN

| | |
|---|----|
| 3.1 Pendekatan Penelitian..... | 50 |
| 3.2 Sumber Data | 50 |
| 3.3 Variabel Penelitian | 50 |
| 3.4 Tahap Analisis Data..... | 51 |
| 3.4.1 Estimasi Parameter Model GWLR yang Mengandung <i>Outlier</i> | 51 |
| 3.4.2 Pemetaan Prevalensi Balita Kurang Gizi di Jawa Timur Tahun 2013..... | 51 |

BAB IV PEMBAHASAN

| | |
|---|-----|
| 4.1 Estimasi Parameter Model GWLR yang Mengandung <i>Outlier</i> | 53 |
| 4.1.1 Iterasi Non Linier..... | 57 |
| 4.1.1.1 Mencari Nilai l | 61 |
| 4.1.1.2 Turunan Pertama | 63 |
| 4.1.1.3 Turunan Kedua..... | 65 |
| 4.2 Pemetaan Prevalensi Balita Kurang Gizi di Jawa Timur Tahun 2013 | 67 |
| 4.2.1 Deskripsi Data | 67 |
| 4.2.2 Identifikasi <i>Outlier</i> | 72 |
| 4.2.2.1 <i>Casewise List</i> | 72 |
| 4.2.2.2 Metode Regresi <i>Diagnostik</i> | 74 |
| 4.2.2.2.1 Identifikasi <i>Leverage</i> | 74 |
| 4.2.2.2.2 Deteksi <i>Cook's D</i> | 75 |
| 4.2.3 Analisis Data | 76 |
| 4.2.3.1 Model Regresi Logistik..... | 76 |
| 4.2.3.2 Model GWLR | 79 |
| 4.2.3.3 Model GWLR pada Data yang Mengandung <i>Outlier</i> ... | 86 |
| 4.2.3 <i>Output</i> Peta | 88 |
| 4.3 Kajian Agama Islam terhadap Kesehatan pada Data yang Mengandung <i>Outlier</i> | 117 |
| 4.3.1 <i>Outlier</i> | 117 |
| 4.3.2 Kesehatan | 124 |

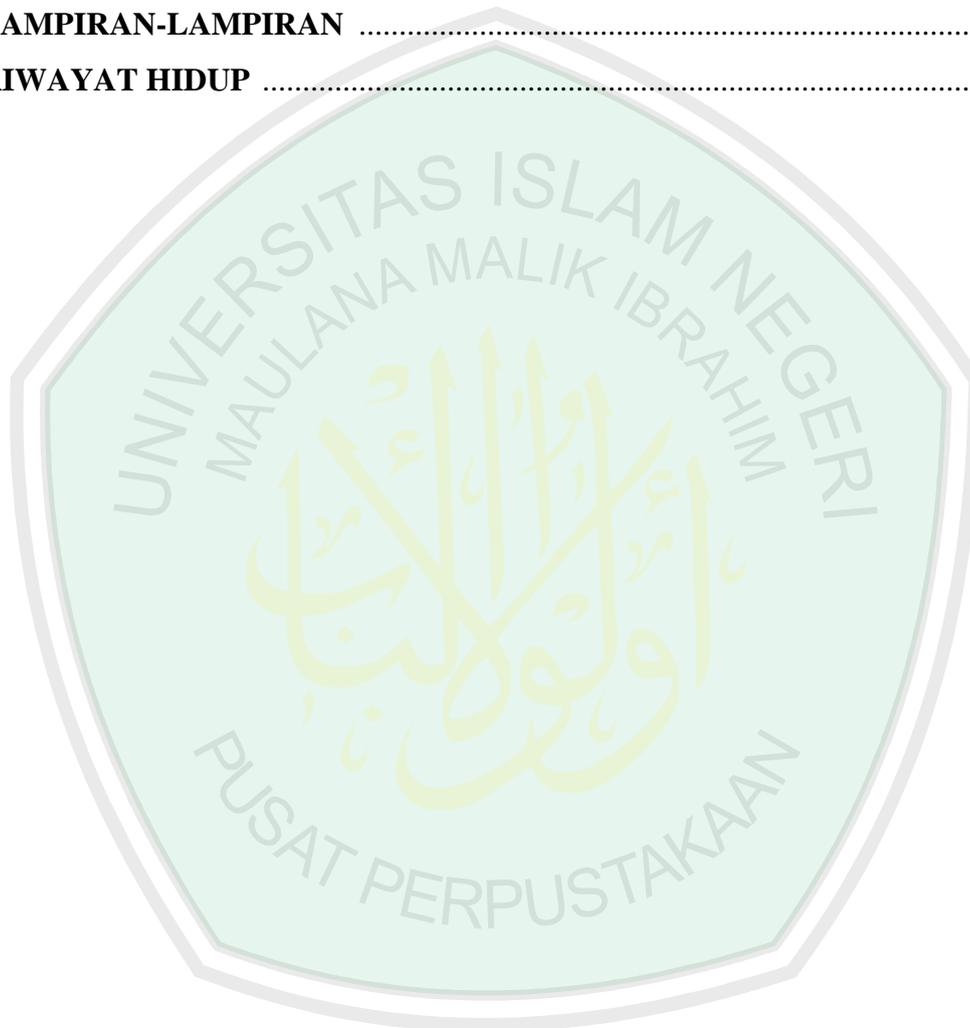
BAB VPENUTUP

5.1 Kesimpulan133
5.2Saran135

DAFTAR PUSTAKA136

LAMPIRAN-LAMPIRAN139

RIWAYAT HIDUP179



DAFTAR TABEL

| | |
|--|----------|
| Tabel 2.1 Klasifikasi Kasus Gizi | 39 |
| Tabel 4.1 <i>Casewise List</i> | 73 |
| Tabel 4.2 Nilai <i>Leverage</i> | 75 |
| Tabel 4.3 Nilai <i>Cooks'D</i> | 76 |
| Tabel 4.4 Penaksir Parameter Model Regresi Logistik | 77 |
| Tabel 4.5 Nilai <i>BandwidthOptimum</i> (Adaptif Gaussian Kernel) di Provinsi Jawa Timur | 80 |
| Tabel 4.6 Jarak <i>Euclide</i> dan Matriks Pembobot di Kabupaten Pacitan | 81 |
| Tabel 4.7 Penaksir Parameter Model GWLR dengan Adaptif Gaussian Kernel | 82 |
| Tabel 4.8 Uji Kesesuaian Model Regresi Logistik dan Model GWLR | 83 |
| Tabel 4.9 Analisis Deviansi | 84 |
| Tabel 4.10 Analisis Variabel Berpengaruh Spasial | 84 |
| Tabel 4.11 Estimasi Model GWLR | 85 |
| Tabel 4.12 Estimasi Model GWLR pada Data yang Mengandung <i>Outlier</i> | 86 |
| Tabel 4.13 Pengelompokan Persalinan Pertama dengan Dokter di Kabupaten/Kota | 88 91 |
| Tabel 4.14 Pengelompokan Persalinan Pertama dengan Dokter di Kabupaten/Kota | 88 94 |
| Tabel 4.15 Pengelompokan Distribusi Balita Mendapat Vitamin A di 38 Kabupaten/Kota | 97 |
| Tabel 4.16 Pengelompokan Distribusi Bayi yang Mendapat ASI Eksklusif di 38 Kabupaten/Kota | 100 |
| Tabel 4.17 Pengelompokan Distribusi Bayi dengan Berat Lahir Rendah di 38 Kabupaten/Kota | 103 |
| Tabel 4.18 Pengelompokan Distribusi Bayi yang Mendapat Imunisasi Lengkap di 38 Kabupaten/Kota | 106 |

| | |
|--|-----|
| Tabel 4.19 Pengelompokan Distribusi Bayi dengan Berat Lahir Rendah di 38 Kabupaten/Kota | 109 |
| Tabel 4.20 Pengelompokan Distribusi Prevalensi Balita Kurang Gizi di 38 Kabupaten/Kota | 112 |
| Tabel 4.21 Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur dengan Model GWLR (Gaussian Kernel) | 116 |



DAFTAR GAMBAR

| | |
|---|-----|
| Gambar 4.1 Grafik Sebaran Data Prevalensi Balita Kurang Gizi (Y) di Jawa Timur tahun 2013 | 68 |
| Gambar 4.2 Grafik Sebaran Data Persalinan oleh Dokter (X_1) di Jawa Timur tahun 2013 | 68 |
| Gambar 4.3 Grafik Sebaran Data Rumah Tangga Miskin (X_2) di Jawa Timur tahun 2013 | 69 |
| Gambar 4.4 Grafik Sebaran Data Balita yang Mendapat Vitamin A (X_3) di Jawa Timur tahun 2013 | 69 |
| Gambar 4.5 Grafik Sebaran Data Bayi yang mendapat ASI Eksklusif (X_4) di Jawa Timur tahun 2013 | 70 |
| Gambar 4.6 Grafik Sebaran Data Bayi dengan Berat Lahir Rendah (X_5) di Jawa Timur tahun 2013 | 70 |
| Gambar 4.7 Grafik Sebaran Data Bayi yang mendapat Imunisasi Lengkap (X_6) di Jawa Timur tahun 2013 | 71 |
| Gambar 4.8 Grafik Sebaran Data Rata-rata Konsumsi Makanan (X_7) di Jawa Timur tahun 2013 | 71 |
| Gambar 4.9 Peta Tematik dari Persentase Persalinan Pertama dengan Dokter di Jawa Timur tahun 2013 | 89 |
| Gambar 4.10 Peta Tematik dari Persentase Penduduk Miskin di Jawa Timur tahun 2013 | 92 |
| Gambar 4.11 Peta Tematik dari Persentase Balita yang Mendapat Vitamin A di Jawa Timur tahun 2013 | 95 |
| Gambar 4.12 Peta Tematik dari Persentase Balita yang Mendapat ASI Eksklusif di Jawa Timur tahun 2013 | 98 |
| Gambar 4.13 Peta Tematik dari Persentase Balita Bayi dengan Berat Lahir Rendah di Jawa Timur tahun 2013 | 101 |
| Gambar 4.14 Peta Tematik dari Persentase yang Mendapat Imunisasi Lengkap di Jawa Timur tahun 2013 | 104 |
| Gambar 4.15 Peta Tematik dari Persentase Rata-rata Konsumsi Makanan di Jawa Timur tahun 2013 | 107 |

Gambar 4.16 Peta Tematik dari Persentase Prevalensi Balita Kurang Gizi
di Jawa Timur tahun 2013 110

Gambar 4.17 Peta Tematik dari Variabel Model GWLR yang Signifikan
di Setiap Kabupaten/Kota di Jawa timur 2013 113



DAFTAR LAMPIRAN

| | |
|--|-----|
| Lampiran 1 Surat Izin Observasi ke BAKESBANGPOL Kota Malang | 140 |
| Lampiran 2 Surat Izin Observasi ke BAKESBANGPOL Kota Surabaya | 141 |
| Lampiran 3 Surat Rekomendasi Pelaksanaan Penelitian dari BAKESBANGPOL Kota Malang | 142 |
| Lampiran 4 Surat Rekomendasi Pelaksanaan Penelitian dari BAKESBANGPOL Provinsi Jawa Timur | 143 |
| Lampiran 5 Surat Izin Penelitian di Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur | 144 |
| Lampiran 6 Presentase Prevalensi Balita Kurang Gizi Tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur | 145 |
| Lampiran 7 Garis Lintang Selatan dan Garis Bujur Timur Tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur | 146 |
| Lampiran 8 Variabel Prediktor Tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur | 147 |
| Lampiran 8 (Lanjutan) | 149 |
| Lampiran 9 <i>Output</i> Program SPSS.16 | 150 |
| Lampiran 10 <i>Output</i> Model Logistik dengan GWR4 | 157 |
| Lampiran 11 <i>Output</i> Model GWLR dengan GWR4 | 159 |
| Lampiran 12 <i>Output</i> Program R 2.11.1 (Nilai <i>Bandwidth</i> Optimum) | 173 |
| Lampiran 13 <i>Output</i> Program MATLAB.7.10.0 (R2010a) (Model GWLR pada Data yang Mengandung <i>Outlier</i>) | 177 |

DAFTAR SIMBOL

| | |
|------------------------|---|
| μ | : Rata-rata jumlah kejadian yang terjadi selama selang waktu atau dalam daerah |
| $\mu(X_i, \beta)$ | : Fungsi yang menghubungkan μ_i ke X_i |
| X_i | : Nilai variabel prediktor untuk kejadian ke- i |
| β | : Nilai koefisien regresi |
| y_i | : Nilai observasi respon ke- i |
| x_{ik} | : Nilai observasi variabel prediktor ke- k pada pengamatan lokasi (u_i, v_i) |
| $\beta_0(u_i, v_i)$ | : Nilai <i>intercept</i> model regresi |
| $\beta_k(u_i, v_i)$ | : Koefisien regresi variabel prediktor ke- k untuk setiap lokasi (u_i, v_i) , $j = 1, 2, \dots, k$, dan $i = 1, 2, \dots, n$ |
| (u_i, v_i) | : Koordinat lintang dan bujur dari titik ke- i pada suatu lokasi geografis |
| ε_i | : Nilai <i>error</i> regresi ke- i |
| $w(i)$ | : Fungsi pembobot |
| $\beta^{(t)}$ | : Sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke- t |
| $\hat{\theta}_{(t+1)}$ | : Parameter taksiran θ pada iterasi ke- $(t + 1)$ |

ABSTRAK

Purnamasari, Dwi Annisa. 2016. **Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) pada Data yang Mengandung *Outlier***. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Dr. H. Imam Sujarwo, M.Pd.

Kata Kunci: GWLR, *outlier*, *Bianco-Yohai*, prevalensi balita kurang gizi, GWLR yang mengandung *outlier*

Model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) merupakan pengembangan dari regresi logistik atau bentuk lokal regresi logistik yang memperhatikan lokasi dari titik pengamatan yang menghasilkan penaksir parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut dikumpulkan, dengan mengasumsikan data berdistribusi Bernoulli. Dalam menganalisis data dengan menggunakan model GWLR, terkadang ditemukan adanya *outlier*. *Outlier* ini dapat diidentifikasi secara jelas karena berbeda dengan mayoritas titik sampel lainnya. Namun, adanya *outlier* dapat berdampak terhadap hasil estimasi parameter model yang menyebabkan estimasi parameter menjadi bias. Salah satu metode penyelesaian *outlier* adalah metode Bianco-Yohai.

Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan estimasi parameter model GWLR yang mengandung *outlier*. Hasil penelitian diaplikasikan pada prevalensi balita kurang gizi di Provinsi Jawa Timur, sehingga akan diperoleh pemetaan balita gizi buruk di Jawa Timur. Variabel respon yang digunakan pada penelitian ini adalah prevalensi balita kurang gizi di setiap Kabupaten/Kota dan variabel prediktornya adalah persalinan pertama dengan dokter (X_1), penduduk miskin (X_2), balita yang mendapat vitamin A (X_3), asupan ASI (X_4), bayi dengan berat lahir rendah (X_5), imunisasi lengkap (X_6), dan konsumsi makanan (X_7). Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah model GWLR pada data yang mengandung *outlier* lebih baik dalam menjelaskan prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur tahun 2013 daripada model GWLR.

ABSTRACT

Purnamasari, Dwi Annisa. 2016. **Parameter Estimation of Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) Model in the Data which Contains Outlier**. 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) Dr. H. Imam Sujarwo, M.Pd.

Keyword: GWLR, outlier, Bianco-Yohai, prevalence of malnourished children, GWLR contains *outlier*

Geographically Weighted Regression Model Logistic (GWLR) is a development of the logistic regression or local forms of logistic regression that in which to the location of the observation is considered that produces a locally model parameter estimator for each point or location where the data is collected, assuming the data is Bernoulli distributed. In the data analyzing process using GWLR model, sometimes any outliers are found. These outliers can be clearly identified as different from the majority of other sample points. The existence of outliers can affect the result of parameter estimation model that causes parameter estimates to be biased. One of outlier solution method is a Bianco-Yohai method.

This study aims to obtain a parameter estimation of GWLR model containing outlier. The research result was applied to the prevalence of malnourished children in East Java province, Thus, it will be obtained the model of malnutrition children in East Java is obtained. The respond variable that used in this research is prevalence of malnourished children in each regency/town, and the predictor variable were the first childbirth which under the care of doctor (X_1), the poor (X_2), toddlers who received Vitamin A (X_3), intake of breastmilk (X_4), low weighed newborn baby (X_5), full immunization (X_6), and food consumption (X_7). The result of this research showed that GWLR model in data that contains outlier could explain better the mapping of malnourished children in East Java in 2013 than GWLR model.

ملخص

فورناما ساري، أنيسة ديوي. ٢٠١٦. تقدير المقياس ل نموذج الثقل الجغرافي
للانحدار اللوجستي (GWLR) على البيانات المحتوية على *Outlier*. البحث
الجامعي. قسم الرياضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم
الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف: (١) الدكتورة سري هاريني الماجستير العلمية (2)
الدكتور الحاج إمام سوجاروا الماجستير التربوي.
الكلمة الرئيسية: GWLR، *Outlier*، Bianco-Yohai، انتشار الأطفال يعانون من سوء التغذية،
GWLR المحتوي على *Outlier*.

إنّ نموذج GWLR هو تطوير الانحدار اللوجستي أو شكله المحلي المهتمّ بالموقعة من نقطة المراقبة
المنتج على مقدّر مقياس النموذج المحلي لكل النقطة أو الموقعة حيث يتم جمع البيانات فيها، على
افتراض البيانات التوزيعية برنولية (Bernoulli). ولما يجلّل البيانات باستخدام ذي النموذج فيوجد
Outlier. وهذا *Outlier* يمكن تحديده بوضوح، لأنّه مختلف بمعظم نقاط العينة الأخرى. ومع ذلك،
وإنه مؤثّر على عدم التناسق في تقدير المقياس. أحد من حلّ *Outlier* هو باستخدام طريقة Bianco-Yohai.
ويهدف هذا البحث إلى الحصول على تقدير المقياس لنموذج GWLR المحتوية على *Outlier*. وتطبّق
نتائج هذا البحث إلى انتشار الأطفال يعانون من سوء التغذية في إقليم جاوة الشرقية، بحيث يمكن
الحصول عليها رسم خرائطها فيها. أما متغير الاستجابة المستخدمة في هذه الدراسة هو انتشار
الأطفال المصابين بسوء التغذية في كل المنطقة / المدينة وأما متغير المؤشّر هو تسليم أول مع
الطبيب (X_1)، الفقراء (X_2)، ألبسة للأطفال الذين حصلوا على فيتامين (أ) (X_3)، تناول
الحليب (X_4)، الاطفال الذين يعانون من انخفاض الوزن عند الولادة (X_5)، التحصين الكامل (X_6)،
واستهلاك الغذاء (X_7) النتائج المتحصل عليها من هذه الدراسة هو نموذج GWLR الذي يحتوي
على القيم المتطرفة شرح أفضل لانتشار الأطفال المصابين بسوء التغذية في جاوة الشرقية في
عام 2013 من النماذج GWLR.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Seiring dengan berkembangnya ilmu pengetahuan, statistika mengalami perkembangan yang sangat pesat. Dalam ilmu statistika, dikenal sebuah analisis regresi. Analisis regresi merupakan analisis yang digunakan untuk memodelkan hubungan variabel Y respon terhadap variabel X prediktor. Pada regresi variabel Y respon memiliki sifat dua kategori atau lebih. Untuk menganalisis variabel tersebut digunakan regresi logistik. Sehingga analisis regresi logistik dapat diartikan sebagai analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan variabel Y respon bersifat kategori terhadap satu atau lebih variabel X prediktor (Agresti, 2002).

Menurut Fotheringham, dkk (2002), data spasial mempunyai pengertian sebagai suatu data yang mengacu pada posisi, obyek, dan hubungan di antaranya dalam ruang bumi. Hukum umum dari geografi, yang memiliki arti bahwa segala sesuatu saling berpengaruh satu sama lain, tetapi jarak yang lebih dekat akan memberikan pengaruh yang lebih besar. Sekarang data spasial menjadi media penting untuk perencanaan pembangunan dan pengelolaan sumber daya alam yang berkelanjutan dengan memperhatikan karakteristik setiap wilayah. Regresi spasial merupakan salah satu jenis pengembangan dari model regresi dengan variabel terikat berupa variabel yang pengukuran datanya dipengaruhi lokasi. Data spasial tidak dapat diselesaikan dengan menggunakan regresi linier karena regresi linier berlaku pada data yang tidak dipengaruhi faktor lokasi.

Anselin (1998) menyatakan analisis regresi spasial adalah permasalahan pengembangan dari model regresi klasik (global) dengan memperhatikan pengaruh lokasi pengamatan, autokorelasi, dan heterogenitas data. Salah satu hal yang mendasar pada model spasial adalah adanya matriks pembobot spasial. Matriks pembobot spasial ini merupakan penanda adanya hubungan antara suatu wilayah dengan wilayah yang lain. Untuk mendapatkan pembobot spasial, terdapat beberapa metode pendekatan titik dan metode pendekatan area. Pendekatan titik yaitu pendekatan berdasarkan posisi koordinat garis bujur (*longitude*) dan garis lintang (*latitude*). Pendekatan area yaitu pendekatan berdasarkan prinsip ketetanggaan (*contiguity*) antar wilayah.

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 linier regression*) yang menghasilkan parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi di mana data tersebut diamati. Namun, tidak semua koefisien regresi dalam model GWR bervariasi secara spasial. Tingkat keragaman spasial pada beberapa koefisien bisa saja tidak signifikan. Salah satu perkembangan dari model GWR adalah model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR). GWLR merupakan metode nonparametrik yang merupakan bentuk lokal dari regresi logistik di mana lokasi diperhatikan dan diasumsikan bahwa data variabel respon berdistribusi Bernoulli yang digunakan untuk menganalisis data spasial dari proses yang non stasioner.

Dalam menganalisis data dengan menggunakan model GWLR terkadang ditemukan adanya *outlier*. *Outlier* merupakan pengamatan yang tidak mengikuti sebagian besar pola data dan jauh dari pusat data yang mungkin berpengaruh besar terhadap koefisien regresi (Barnett dan Lewis,1994). Salah satu penyelesaian *outlier* dalam model regresi spasial menggunakan metode regresi *robust*. Regresi *robust* merupakan metode yang digunakan ketika distribusi dari *residual* tidak normal atau mengandung beberapa *outlier* yang berpengaruh pada model (Ryan, 1997). Karena dalam penelitian ini data mengandung *outlier* maka diperlukan suatu model regresi logistik yang kekar (*robust*). Salah satu penaksir parameter yang baik dalam menangani *outlier* yaitu penduga Bianco-Yohai.

Penelitian tentang GWLR akan diaplikasikan pada prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur. Hasil Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur (2010), menunjukkan prevalensi gizi kurang menjadi 17,9% dan gizi buruk menjadi 4,9%. Provinsi Jawa Timur yang dikenal sebagai daerah lumbung padi nasional ternyata tidak diimbangi dengan peningkatan secara signifikan status gizi pada balita. Jawa Timur merupakan Provinsi ke-3 dengan jumlah penderita gizi kurang terbanyak di Indonesia yaitu mencapai 434 ribu balita. Jumlah ini terkonsentrasi pada daerah tapal kuda seperti Probolinggo, Jember, dan Lumajang. Target *Millenium Development Goals* (MDGs) pada tahun 2015 adalah penurunan angka kekurangan gizi pada balita sampai 12,6%. Sehingga diperlukan upaya serius dan strategi perbaikan status gizi balita di Jawa Timur.

Penelitian ini merujuk pada penelitian-penelitian sebelumnya di antaranya oleh Catra (2014) menggunakan model GWLR untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi laju pertumbuhan penduduk. Anggraini dan Purhadi (2012)

yang meneliti tentang pemodelan angka prevalensi balita dengan GWLR, serta Casiawaty (2015) yang menggunakan penduga Bianco-Yohai untuk memodelkan regresi *logistic robust* pada data yang mengandung *outlier*. Oleh karena itu, identifikasi faktor-faktor penyebab prevalensi balita kurang gizi akan didekati dengan metode GWLR dengan melakukan estimasi parameter menggunakan metode *robust* pada data yang mengandung *outlier*.

Terkait dengan adanya *outlier* dalam kajian Islam telah disinggung dalam surat ar-Rum/30:41 sebagai berikut:

لَعَلَّهُمْ عَمَلُوا الَّذِي بَعْضٌ لِيُذِيقَهُم النَّاسِ أَيِّدِي كَسَبَتْ يَمًا وَالْبَحْرَ الْبَرِّي فِي الْفَسَادِ ظَهَرَ
 ﴿يَرْجِعُونَ﴾

Artinya: “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. ar-Ruum/ 30:41).

Paparan makna dari al-Quran tersebut dapat dijadikan dasar dari segi agama terkait adanya *outlier*. Dalam ayat tersebut dijelaskan bahwa terjadi kerusakan di darat dan di laut karena perbuatan manusia. Perbuatan-perbuatan tersebut termasuk perilaku yang menyimpang dalam agama yang diasumsikan sebagai *outlier*. Perbuatan manusia tersebut diberikan Allah agar manusia merasakan akibat dari perbuatan mereka dan kembali ke jalan yang benar. Hal tersebut adalah cara mengatasi *outlier*, di mana orang-orang yang sering melakukan perbuatan yang menyimpang atau maksiat, dan membuat kerusakan di bumi mengingat adanya kebesaran Allah dan menjaga apa yang telah Allah berikan di bumi.

Berdasarkan latar belakang di atas, maka penulis menyusunnya dalam penelitian dengan judul: “Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) pada Data yang Mengandung *Outlier*”.

1.2 Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana bentuk estimasi parameter model GWLR pada data yang mengandung *outlier*?
2. Bagaimana pemetaan prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur tahun 2013 dengan estimasi model GWLR yang mengandung *outlier*?
3. Bagaimana kajian agama Islam terhadap kesehatan pada data yang mengandung *outlier* dalam model GWLR?

1.3 Tujuan Penelitian

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

1. Untuk mengetahui bentuk estimasi parameter model GWLR pada data yang mengandung *outlier*.
2. Mendapatkan hasil pemetaan prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur tahun 2013 berdasarkan hasil estimasi parameter model GWLR yang mengandung *outlier*.
3. Untuk mengetahui kajian agama Islam terhadap kesehatan pada data yang mengandung *outlier* dalam model GWLR.

1.4 Manfaat Penelitian

1. Bagi penulis

- a. Untuk menambah wawasan dan pengetahuan tentang estimasi parameter model GWLR pada data yang mengandung *outlier*.
- b. Dapat melakukan estimasi model GWLR pada data yang mengandung *outlier*.
- c. Untuk memperdalam dan mengembangkan wawasan disiplin ilmu yang telah dipelajari dalam bidang statistika khususnya mengenai analisis regresi.

2. Bagi mahasiswa

Penelitian ini dapat dijadikan sebagai bahan rujukan dan pengembangan statistika tentang estimasi parameter yang mengandung *outlier* pada regresi model data spasial.

3. Bagi instansi

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

4. Bagi pihak lain

Untuk mengetahui sejauh mana persentase prevalensi balita kurang gizi di wilayah Indonesia khususnya di wilayah Jawa Timur. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan sumbangan dan kebijakan kepada pemerintah daerah untuk mengantisipasi wilayah-wilayah mana di Jawa Timur yang

persentase prevalensi balita kurang gizi tinggi serta memberikan solusi yang tepat dengan mengetahui faktor-faktor penyebab balita kurang gizi. Sehingga diharapkan dapat mempersiapkan penanggulangan ke depannya dan dalam pelaksanaan program-program pembangunan Indonesia dapat diarahkan dengan benar serta dipantau perkembangannya, dan selanjutnya dapat dievaluasi keberhasilannya.

1.5 Batasan Masalah

Untuk mendekati sasaran yang diharapkan, maka perlu diadakan pembatasan permasalahan, antara lain:

1. Metode estimasi parameter model GWLR yang digunakan adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).
2. *Outlier* yang digunakan dalam penelitian ini ada pada variabel X .
3. Metode estimasi parameter model GWLR yang mengandung *outlier* menggunakan metode Bianco-Yohai.
4. Penelitian diaplikasikan pada data prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur tahun 2013.

1.6 Sistematika Penulisan

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

Bab I Pendahuluan

Meliputi latar belakang masalah yang diteliti, rumusan masalah, tujuan

penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

Bab II Kajian Pustaka

Berisi tentang teori-teori yang berhubungan dengan pembahasan antara lain regresi logistik biner, model GWR, penentuan model terbaik, model GWLR, *outlier*, penaksir parameter, prevalensi balita kurang gizi, *outlier*, dan kesehatan dalam Islam.

Bab III Metode Penelitian

Berisi pendekatan penelitian, sumber data, variabel penelitian, dan analisis data.

Bab IV Pembahasan

Pada bab ini berisi tentang pembahasan mengenai estimasi parameter model GWLR yang mengandung *outlier*, pemetaan prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur tahun 2013, kajian agama Islam terhadap kesehatan pada data yang mengandung *outlier*.

Bab V Penutup

Berisi mengenai kesimpulan dan saran.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Regresi Logistik Biner

Regresi logistik merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mencari hubungan variabel respon yang bersifat dikotomus (berskala nominal atau ordinal dengan dua kategori) atau polikotomus (mempunyai skala nominal atau ordinal dengan lebih dari dua kategori) dengan satu atau lebih variabel prediktor yang bersifat kontinu atau kategorik (Agresti, 2002).

Perbedaan regresi linier sederhana dan regresi logistik terletak pada variabel respon dimana respon pada regresi logistik adalah berupa kategorik. Regresi logistik termasuk dalam model linier umum (*Generalized Linear Models* atau GLM). Model linier umum merupakan pengembangan dari model linier klasik. Pada model linier umum komponen acak tidak harus mengikuti distribusi normal tetapi, harus termasuk dalam distribusi keluarga eksponensial (Pradita, 2011). Hasil observasi variabel acak Y respon mempunyai dua kategori yaitu 0 dan 1, sehingga mengikuti distribusi Bernoulli dengan distribusi peluang:

$$P(Y = y) = \pi^y(1 - \pi)^{1-y}; y = 0 \text{ atau } 1 \quad (2.1)$$

di mana jika $y = 0$ maka $P(Y = 0) = 1 - \pi$ dan jika $y = 1$ maka $P(Y = 1) = \pi$.

Pada regresi logistik ini dapat disusun model yang terdiri dari banyak variabel prediktor dikenal sebagai model multivariabel. Rata-rata bersyarat dari y jika diberikan nilai \mathbf{x} adalah $\pi(\mathbf{x}) = E(y|\mathbf{x})$. Suatu transformasi untuk nilai $\pi(\mathbf{x})$ yang disebut dengan transformasi logit dilakukan untuk memperoleh asumsi nilai *log odds ratio* mempunyai hubungan linier terhadap x (Pradita, 2011).

Perbedaan lain antara regresi linier dengan regresi logistik adalah distribusi dari variabel respon. Pada model regresi logistik, variabel respon diasumsikan sebagai $Y = \pi(x) + \varepsilon$ dengan ε adalah *error* mengikuti distribusi normal dengan mean sama dengan nol dan varians konstan. Tetapi pada regresi logistik biner, nilai *error* hanya terdiri dari dua kemungkinan, yaitu jika $y = 1$ maka $\varepsilon = 1 - \pi(x)$ dengan peluang $\pi(x)$ atau jika $y = 0$ maka $\varepsilon = -\pi(x)$ dengan peluang $1 - \pi(x)$. Jadi *error* mempunyai distribusi dengan mean sama dengan nol dan varians $[\pi(x)(1 - \pi(x))]$ (Kurnia, 2011). Secara umum, fungsi yang digunakan adalah fungsi logit, maka distribusi peluang yang digunakan adalah fungsi logistik (Hosmer dan Lemeshow, 2000), yaitu:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (2.2)$$

Untuk mempermudah pendugaan parameter regresi suatu fungsi hubung logit dirumuskan sebagai berikut

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (2.3)$$

$$g(x) = \ln \left[\frac{P(Y = 1|x)}{P(Y = 0|x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p$$

Menurut Pradita (2011), model regresi logistik pada persamaan (2.2) dituliskan dalam bentuk.

$$\pi(x) = \frac{\exp(g(x))}{1 + \exp(g(x))} \quad (2.4)$$

2.1.1 Penaksir Parameter Model Regresi Logistik

Untuk mengestimasi parameter model regresi logistic, maka penaksir parameter pada regresi logistik dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum*

Likelihood Estimation (MLE) yaitu memaksimalkan fungsi *likelihood*. Nilai parameter β dari turunan pertama fungsi $L(\beta)$ didapatkan melalui suatu prosedur iteratif yang dikenal dengan *Iteratively Reweighted Least Square* (IRLS) yang dilakukan dengan metode iterasi Newton Raphson yaitu memaksimalkan fungsi *likelihood*.

Fungsi *likelihood* yang diperoleh dengan pengamatan diasumsikan independen adalah yaitu:

$$\begin{aligned}
 L(\beta) &= \prod_{i=1}^n P(Y = y_i) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} (1 - \pi(x_i))^{1-y_i} \\
 &= \prod_{i=1}^n \left(\frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)} \right)^{y_i} (1 - \pi(x_i)) \\
 &= \left\{ \prod_{i=1}^n (1 - \pi(x_i)) \right\} \left\{ \prod_{i=1}^n \exp \left[\ln \left(\frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)} \right)^{y_i} \right] \right\} \\
 &= \left\{ \prod_{i=1}^n (1 - \pi(x_i)) \right\} \exp \left[\sum_{i=1}^n y_i \ln \left(\frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)} \right) \right] \\
 &= \left\{ \prod_{i=1}^n (1 - \pi(x_i)) \right\} \exp \left[\sum_{i=1}^n y_i \beta_k x_{ik} \right] \\
 &= \left\{ \prod_{i=1}^n (1 - \pi(x_i)) \right\} \exp \left[\sum_{k=0}^p \left(\sum_{i=1}^n y_i x_{ik} \right) \beta_k \right] \\
 &= \left\{ \prod_{i=1}^n \left[1 + \exp \sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right]^{-1} \right\} \exp \left[\sum_{k=0}^p \left(\sum_{i=1}^n y_i x_{ik} \right) \beta_k \right]
 \end{aligned}$$

dengan

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik})}{1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik})}$$

yang kemudian fungsi *likelihood* dimaksimumkan dalam bentuk $\ln L(\beta)$

$$\ln L(\beta) = \sum_{k=0}^p \left(\sum_{i=1}^n y_i x_{ik} \right) \beta_k - \sum_{i=1}^n \ln \left\{ 1 + \exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right) \right\}$$

Menurunkan $\ln L(\beta)$ terhadap β_k dan hasilnya sama dengan nol:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta_k} &= \frac{\partial \left\{ \sum_{k=0}^p \left(\sum_{i=1}^n y_i x_{ik} \right) \beta_k - \sum_{i=1}^n \ln \left\{ 1 + \exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right) \right\} \right\}}{\partial \beta_k} \quad (2.5) \\ &= \sum_{i=1}^n y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n x_{ik} \pi(x_i) = 0 \end{aligned}$$

Dengan mengestimasi dari turunan kedua fungsi \ln *likelihood* diperoleh sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_k^2} &= - \sum_{i=1}^n x_{ik} x_{ik} \left(\frac{\exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right)}{1 + \exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right)} \right) \left(\frac{1}{1 + \exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right)} \right) \\ &= - \sum_{i=1}^n x_{ik}^2 \pi(x_i) (1 - \pi(x_i)) \end{aligned}$$

Nilai parameter β dari turunan pertama fungsi $L(\beta)$ didapatkan melalui suatu prosedur iteratif yang dikenal dengan IRLS yang dilakukan dengan metode iterasi Newton Rhapsion yaitu, memaksimumkan fungsi *likelihood* (Agresti, 2002). Algoritma untuk optimasi dapat dituliskan sebagai berikut:

- Menentukan nilai taksiran awal $\hat{\beta}^{(0)}$. Penentuan nilai awal ini biasanya diperoleh dengan metode *Ordinary Least square* (OLS), yaitu:

$$\hat{\beta}^{(0)} = (X'X)^{-1}X'y \quad (2.6)$$

$$\text{dengan } X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \text{ dan } y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

- Membentuk vektor gradien g

$$\mathbf{g}^{(t)}(\boldsymbol{\beta}^{(t)}) = \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0} \quad \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1} \quad \dots \quad \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p} \right)^T$$

dengan p adalah banyaknya variabel prediktor

- c. Membentuk matriks Hessian H

$$H^{(t)}(\boldsymbol{\beta}^{(t)}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} \\ \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_p} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p^2} \end{pmatrix}$$

- d. Memasukkan nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}$ ke dalam elemen-elemen vektor \mathbf{g} dan matriks H sehingga diperoleh vektor $\mathbf{g}^{(t)}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)})$ dan matriks $H^{(t)}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)})$
- e. Mulai dari $t = 0$ dilakukan iterasi pada persamaan:

$$\boldsymbol{\beta}^{(t+1)} = \boldsymbol{\beta}^{(t)} - \left(H^{(t)}(\boldsymbol{\beta}^{(t)}) \right)^{-1} \mathbf{g}^{(t)}(\boldsymbol{\beta}^{(t)}) \quad (2.7)$$

Nilai $\boldsymbol{\beta}^{(t)}$ merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke- t .

dimana,

$\mathbf{g}^{(t)}(\boldsymbol{\beta}^{(t)})_{1 \times p}$ adalah matriks turunan pertama terhadap parameternya

$H^{(t)}(\boldsymbol{\beta}^{(t)})_{p \times p}$ adalah matriks turunan kedua terhadap parameternya

- f. Jika belum diperoleh penaksir parameter yang konvergen, maka dilanjutkan kembali langkah e hingga iterasi ke $t = t + 1$. Iterasi berhenti pada keadaan konvergen, yaitu jika $\|\boldsymbol{\beta}^{(t+1)} - \boldsymbol{\beta}^{(t)}\| \leq \varepsilon$ di mana ε merupakan nilai *error* terkecil atau mendekati nol. Hasil penaksiran yang diperoleh adalah $\boldsymbol{\beta}^{(t+1)}$ pada iterasi terakhir.

2.1.2 Pengujian Parameter Model Regresi Logistik

Setelah mendapatkan estimasi parameter dalam suatu model regresi logistik, selanjutnya dilakukan pengujian parameter untuk menguji apakah variabel prediktor yang terdapat dalam model berpengaruh (koefisien β bermakna) atau tidak terhadap variabel responnya. Adapun pengujiannya sebagai berikut:

a. Uji Serentak

Uji serentak ini dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter β terhadap variabel respon secara bersama-sama dengan menggunakan statistik uji G .

Hipotesis yang dilakukan adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$G = -2 \ln \left[\frac{\left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{n}\right)^{n_0}}{\prod_{i=1}^n \hat{\pi}_i^{y_i} (1 - \hat{\pi}_i)^{1-y_i}} \right] \quad (2.8)$$

$$\text{di mana } n_1 = \sum_{i=1}^n y_i; n_0 = \sum_{i=1}^n (1 - y_i); n = n_0 + n_1$$

Daerah penolakan: tolak H_0 jika $G > \chi_{(\alpha, p)}^2$ dengan p adalah derajat bebas banyaknya variabel prediktor atau jika nilai $p - \text{value} < \alpha$.

b. Uji Parsial

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter β terhadap variabel respon secara parsial dengan menggunakan statistik uji Wald.

Hipotesis yang dilakukan sebagai berikut:

$$H_0: \beta_k = 0 \text{ (tidak ada signifikansi parameter } \beta \text{ terhadap variabel respon secara parsial)}$$

$H_1: \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$ (ada signifikansi parameter β terhadap variabel respon secara parsial)

$$\text{Statistik uji: } W = \frac{\hat{\beta}_k}{se(\hat{\beta}_k)} \text{ atau } W^2 = \frac{\hat{\beta}_k^2}{se(\hat{\beta}_k)^2}$$

Daerah penolakan: tolak H_0 jika $|W| > Z_{\alpha/2}$ atau tolak H_0 jika $W^2 > \chi^2_{(\alpha,1)}$

(Hosmer and Lemeshow, 2000 dalam Retno Anggarini dan Puhadi 2012).

2.2 Model Geographically Weighted Regression (GWR)

Menurut Fotheringham dalam Yasin (2013), model GWR merupakan pengembangan dari model regresi. Model ini merupakan model regresi linier lokal (*locally linier regression*) yang menghasilkan parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut dikumpulkan. Dalam model GWR, variabel dependen y yang merupakan variabel random prediksi dengan variabel independen yang masing-masing koefisien regresinya berantung 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 (Mennis, 2006). Menurut Fortheringham, dkk(2002), model GWR dapat ditulis sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^k \beta_j(u_i, v_i)x_{ij} + \varepsilon_i, \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, n \quad (2.9)$$

dimana,

y_i : nilai observasi variabel respon ke- i

x_{ij} : nilai observasi variabel prediktor ke- j pada pengamatan ke- i

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

$\beta_j(u_i, v_i)$: koefisien regresi $j = 0, 1, 2, \dots, k$

(u_i, v_i) : menyatakan titik koordinat (lintang, bujur) lokasi i

ε_i : nilai *error* regresi ke- i

2.2.1 Fungsi Pembobot dan *Bandwidth*

Menurut Yasin (2011), peran pembobot pada model GWR sangat penting karena nilai pembobot ini mewakili letak data observasi satu dengan lainnya. Skema pembobot pada GWR dapat menggunakan beberapa metode yang berbeda. Ada beberapa literatur yang dapat digunakan untuk menentukan besarnya pembobot untuk masing-masing lokasi yang berbeda pada model GWR, di antaranya dengan menggunakan fungsi kernel (*kernel function*).

Menurut Yasin (2011), fungsi kernel digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWR jika fungsi jarak (W_{ij}) adalah fungsi yang kontinu dan monoton turun. Pembobot yang terbentuk dengan menggunakan fungsi kernel adalah:

- a. Fungsi Jarak *Gaussian*:

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

dimana ϕ adalah densitas normal standar dan σ adalah simpangan baku dari vektor jarak d_{ij} .

- b. Fungsi *Exponential*:

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

c. Fungsi *Bisquare*:

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

d. Fungsi *Tricube*:

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

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*).

Adabeberapa metode yang digunakan untuk memilih *bandwidth* optimum, salahsatu diantaranya adalah metode *Cross Validation* (CV) yang secara matematisdidefinisikan 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)dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi pengamatan. Pembobot pada model GWR memiliki peran yang sangat

penting, karenanilai 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 $w_j(u_i, v_i)$, dengan $j = 1, 2, \dots, k$, maka parameter pada lokasi pengamatan (u_i, v_i) diestimasi dengan menambahkan unsur pembobot $w_j(u_i, v_i)$ dan kemudian

meminimumkan jumlah kuadrat residual dari persamaan (2.9) yaitu:

$$\sum_{j=1}^k w_j(u_i, v_i) \varepsilon_i^2 = \sum_{j=1}^k w_j(u_i, v_i) \left[y_i - \beta_0(u_i, v_i) - \sum_{j=1}^k \beta_j(u_i, v_i) x_{ij} \right]^2 \quad (2.10)$$

Atau dalam bentuk matriks jumlah kuadrat residualnya adalah (Yasin, 2011):

$$\begin{aligned} \varepsilon^T W \varepsilon &= (y - X_l \beta_l)^T W (y - X_l \beta_l) \\ &= (y^T - X_l^T \beta_l^T) W (y - X_l \beta_l) \\ &= y^T W y - W y^T X_l \beta_l - \beta_l^T X_l^T W y + \beta_l^T X_l^T W X_l \beta_l \\ &= y^T W y - W (y^T X_l \beta_l)^T - \beta_l^T X_l^T W y + \beta_l^T X_l^T W X_l \beta_l \\ &= y^T W y - \beta_l^T X_l^T W y - \beta_l^T X_l^T W y + \beta_l^T X_l^T W X_l \beta_l \\ &= y^T W y - 2 \beta_l^T X_l^T W y + \beta_l^T X_l^T W X_l \beta_l \end{aligned} \quad (2.11)$$

dengan,

$$\beta_l(u_i, v_i) \begin{pmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \beta_k(u_i, v_i) \end{pmatrix} \mathbf{W}(u_i, v_i) = \text{diag}(w_1(u_i, v_i), w_2(u_i, v_i), \dots, w_k(u_i, v_i))$$

(Azizah, 2013).

Untuk mendapatkan penaksir parameter $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ yang efisien dengan menurunkan persamaan (2.11) terhadap $\beta^T(u_i, v_i)$ dan menyamadengkan nol:

$$\frac{\partial \varepsilon^T W \varepsilon}{\partial \beta^T} = 0 - 2X_i^T W y + X_i^T W X_i \beta_i + W (X_i^T \beta_i^T X_i)^T$$

$$\begin{aligned} 0 &= -2X_i^T W y + X_i^T W X_i \beta_i + W (X_i^T \beta_i^T X_i)^T \\ &= -2X_i^T W y + 2X_i^T W X_i \beta_i \end{aligned}$$

$$2X_i^T W y = 2X_i^T W X_i \beta_i$$

$$X_i^T W y = X_i^T W X_i \beta_i$$

Sehingga diperoleh estimator parameter model GWR adalah sebagai berikut:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (X_i^T W X_i)^{-1} X_i^T W y \quad (\text{Leung, 2000 dalam Azizah, 2013}). \quad (2.12)$$

Estimator $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ pada persamaan (2.12) merupakan estimator tak bias dan konsisten. Penaksir $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ merupakan penaksir tak bias jika $E(\hat{\beta}(u_i, v_i)) = \beta(u_i, v_i)$, dengan bukti :

$$\begin{aligned} E(\hat{\beta}(u_i, v_i)) &= E[(X_i^T W(u_i, v_i) X_i)^{-1} X_i^T W(u_i, v_i) y] \\ &= E[(X_i^T W(u_i, v_i) X_i)^{-1} X_i^T W(u_i, v_i)] E(y) \\ &= (X_i^T W(u_i, v_i) X_i)^{-1} (X_i^T W(u_i, v_i)) (X_i \beta(u_i, v_i)) \\ &= (X_i^T W(u_i, v_i) X_i)^{-1} (X_i^T W(u_i, v_i) X_i) \beta(u_i, v_i) \\ &= I \beta(u_i, v_i) \\ &= \beta(u_i, v_i) \end{aligned}$$

Misalkan $x^T = (1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$ adalah elemen baris ke- i dari matriks X_i , maka nilai prediksi untuk y pada lokasi pengamatan (u_i, v_i) dapat diperoleh dengan cara berikut (Yasin, 2011):

$$\hat{y}_i = x_i^T \beta(u_i, v_i) = (X^T W(u_i, v_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i) y \quad (2.13)$$

Sehingga untuk seluruh pengamatan dapat dituliskan sebagai berikut:

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

atau dapat pula dituliskan sebagai:

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

dengan I adalah matriks identitas berukuran $n \times n$ dan

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \\ \mathbf{x}_2^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

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 digunakan adalah pendekatan alamiah klasik (*classical in nature*), yaitu dengan mengasumsikan bahwa data sampel adalah terbaik dan merupakan satu-satunya informasi tentang populasi (Yasin, 2011).

Menurut Yasin (2011), pengujian kesesuaian (*goodness of fit*) model GWR dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

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

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

$$H_1: \text{Paling tidak ada satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq \beta_k$$

Menurut Yasin (2013), penentuan statistik uji berdasarkan pada nilai jumlah kuadrat *residual* (*Sum Square of Residual/SSR*) 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 SSR, yaitu:

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

dengan $H = X(X^T X)^{-1} X^T$ yang bersifat *idempotent* artinya

$$(I - H)^T (I - H) = (I - H).$$

Dibawah kondisi H_1 , koefisien regresi yang bervariasi secara spasial pada persamaan (2.11) ditentukan dengan metode GWR, sehingga diperoleh nilai SSR berikut:

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

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

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

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

$df_1 = \frac{\delta_1^2}{\delta_2^2}$, dengan: $\tau_i = tr\left(\left[(\mathbf{I}-\mathbf{H})-(\mathbf{I}-\mathbf{L})^T(\mathbf{I}-\mathbf{L})\right]^i\right), i=1,2$, dengan taraf

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

2.3 Penentuan Model Terbaik

Terdapat beberapa metode yang digunakan untuk memilih model terbaik salah satunya yaitu *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang didefinisikan sebagai berikut

$$AIC_i = -2 \log L_i + 2V_i \quad (2.15)$$

dimana L merupakan model maksimum *likelihood* ke- i , ditentukan dengan menyesuaikan parameter bebas V_i untuk memaksimalkan peluang model dari data yang diamati. Persamaan (2.15) menunjukkan bahwa AIC merupakan deskriptif dari *maximum likelihood*. Persamaan (2.15) didasarkan pada data yang cukup besar di mana model AIC dikalikan dengan faktor korelasi. Sehingga dapat ditulis sebagai berikut:

$$AICc = -2 \log L_i + 2V_i \frac{V_i(V_i + 1)}{(n - V_i - 1)}$$

atau dapat ditulis:

$$AICc = AIC + \frac{V_i(V_i + 1)}{(n - V_i - 1)}$$

Model terbaik adalah model dengan nilai AIC terkecil.

2.4 Model Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR)

Menurut Pravitasary dan Sunendiari (2015), *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) merupakan salah satu metode regresi yang dapat mempertimbangkan faktor spasial sehingga akan dihasilkan nilai parameter bagi masing-masing titik atau lokasi di mana data tersebut diamati. Metode ini dikembangkan dari metode GWR yang digunakan untuk memprediksi atau menduga model dari kumpulan data yang memiliki peubah respon biner melalui model logistik.

Menurut Pradita (2011), pada teknik GWLR lokasi geografis dimasukkan ke dalam model melalui fungsi pembobot. Pembobot (w_{ij}) diberikan pada masing-masing observasi. Sehingga model yang terbentuk adalah:

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_{i1} + \beta_2(u_i, v_i)x_{i2} + \dots + \beta_p(u_i, v_i)x_{ip})}{1 + \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_{i1} + \beta_2(u_i, v_i)x_{i2} + \dots + \beta_p(u_i, v_i)x_{ip})} \quad (2.16)$$

Bentuk logit untuk model GWLR yang dinyatakan dengan $g(x_i)$ adalah sebagai berikut (Pradita, 2011):

$$\begin{aligned} \text{logit } \pi(x_i) &= \log \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] \\ &= \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_{i1} + \beta_2(u_i, v_i)x_{i2} + \dots + \beta_p(u_i, v_i)x_{ip} \end{aligned} \quad (2.17)$$

di mana,

$\beta_0(u_i, v_i)$: konstanta (intersep) pada masing-masing lokasi

$\beta_1(u_i, v_i), \beta_2(u_i, v_i), \dots, \beta_p(u_i, v_i)$: koefisien regresi ke-1, 2, ..., p pada

masing-masing lokasi

$X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip}$: variabel prediktor ke-1,2, ..., p pada lokasi ke-i

(u_i, v_i) : koordinat *longitude-latitude* dari titik ke-i pada suatu lokasi geografis.

Fungsi ln *likelihood*nya menjadi:

$$\ln L(\beta(u_i v_i)) = \left(\sum_{i=1}^n y_i x_{ik} \right) \beta_k(u_i v_i) x_{jk} - \sum_{i=1}^n \ln \left\{ 1 + \exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i v_i) x_{jk} \right) \right\} \quad (2.18)$$

di mana ,

y_i : nilai observasi respon ke-i

x_{ij} : nilai observasi variabel prediktor ke- j pada pengamatan lokasi (u_i, v_i)

$\beta_j(u_i, v_i)$: koefisien regresi variabel prediktor ke- j untuk setiap lokasi (u_i, v_i)

(u_i, v_i) : koordinat *longitude-latitude* dari titik ke-i pada suatu lokasi geografis

2.5 Outlier

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. Pengamatan *outlier* mungkin saja mempengaruhi pendugaan parameter, tetapi memberikan informasi penting yang diperlukan. Sehingga keputusan untuk menghilangkan *outlier* harus dilandasi alasan yang

kuat (Draper dan Smith, 1992).

Outlier tidak dapat dibuang atau dihapus begitu saja dari pengamatan. Adakalanya *outlier* memberikan informasi yang tidak dapat diberikan oleh titik data yang lainnya. *Outlier* dapat diabaikan apabila setelah ditelusuri ternyata merupakan akibat dari kesalahan mencatat amatan yang bersangkutan atau kesalahan ketika menyiapkan peralatan (Draper dan Smith, 1992).

Apabila suatu data *outlier* tidak dihapus atau tidak menggunakan metode yang mengatasi masalah data *outlier*, maka suatu *outlier* akan memberikan dampak pada proses analisis data yang dihasilkan dan harus dihindari. Sehingga dampak dari *outlier* menurut Soemartini (2007), dalam kaitannya dengan analisis regresi sebagai berikut:

1. Residual yang besar dari model yang terbentuk ($E[e] \neq 0$).
2. Varians pada data tersebut menjadi lebih besar.
3. Taksiran interval memiliki rentang yang lebar.

2.5.1 Deteksi *Outlier*

Deteksi *outlier* dapat dikenali dengan pemeriksaan visual dari data mentahnya atau diagram pencar dari variabel independen dan variabel dependen. Untuk Metode yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya *outlier* yang berpengaruh dalam koefisien regresi secara grafis antara lain (Soemartini, 2007):

1. Diagram Pencar(*ScatterPlot*)
2. Boxplot

Menurut Cohen (2003), kelebihan dari metode grafis ini yaitu mudah dipahami karena menampilkan data secara grafis (gambar) dan tanpa melibatkan perhitungan yang rumit. Sedangkan kelemahan dari metode ini adalah keputusan

yang memperlihatkan data tersebut merupakan *outlier* atau tidak bergantung pada kebijakan (*judgement*) penulis, karena hanya mengandalkan visualisasi gambar. Dalam kasus ketika terdapat lebih dari dua variabel independen, beberapa *outlier* mungkin akan sulit dideteksi dengan pemeriksaan visual. Oleh karena itu, dibutuhkan alat bantu pemeriksaan visual dengan menggunakan uji statistik tertentu yang dikenal dengan regresi diagnostik yang dapat membantu dalam pendeteksian *outlier*.

Regresi diagnostik merupakan kasus statistik, artinya mungkin akan terdapat satu nilai dari tiap diagnostik statistik dari tiap n -kasus dalam himpunan data. Suatu sampel dengan 150 kasus akan menghasilkan 150 nilai dari tiap diagnostik statistiknya, salah satunya mempresentasikan tiap kasus dalam himpunan data tersebut. Regresi diagnostik statistik digunakan untuk memeriksa tiga karakteristik yang secara potensial merupakan data *outlier*. Pertama adalah *leverage* yang menggambarkan seberapa tidak biasanya kasus tersebut dalam bentuk variabel independennya. Kedua adalah *discrepancy*, yaitu (jarak) antara nilai prediksi dan nilai observasi pada variabel hasil (Y). Ketiga adalah *influence*, yang menggambarkan besaran dari perubahan koefisien regresi jika *outlier* dihilangkan dari himpunan data. Secara konseptual, *influence* merepresentasikan perkalian dari *leverage* dan *discrepancy*. Tiap karakteristik ini harus diperiksa karena ketiganya mengidentifikasi aspek-aspek yang berbeda dari *outlier*.

Lebih jelasnya mengenai deteksi *outlier* menurut karakteristik yang secara potensial dianggap data *outlier*. Cohen (2003) dalam bukunya telah menjelaskan identifikasi ketiga karakteristik tersebut sebagai berikut:

1. Leverage

Leverage hanya menggambarkan kasus yang terjadi pada variabel independen. Untuk tiap kasus, *leverage* menginformasikan seberapa jauh kasus tersebut dari nilai *mean* himpunan data variabel independen (X). Jika hanya terdapat satu variabel independen, *leverage* (h_{ii}) dapat diperoleh dari persamaan berikut:

$$h_{ii} = \frac{1}{n} + \frac{(X_i - M_x)^2}{\sum x^2} \quad (2.19)$$

dengan,

h_{ii} : *leverage* kasus ke- i

n : banyaknya data

X_i : nilai untuk kasus ke- i

M_x : mean dari X (Cohen, 2003).

Jika kasus ke- i bernilai M_x , maka bentuk kedua dari persamaan di atas akan 0 dan h_{ii} akan memiliki nilai kemungkinan yang minimum yakni $\frac{1}{n}$. Misalkan pada kasus ke- i , nilai pada X menjadi semakin jauh dari M_x , maka akan menaikkan nilai h_{ii} . Nilai maksimum dari h_{ii} adalah 1 dan nilai *mean* dari *leverage* untuk n -kasus dalam suatu sampel adalah $M_{h_{ii}} = \frac{(k+1)}{n}$ dengan k merupakan jumlah variabel independen.

Perhitungan *leverage* di atas untuk kasus dengan satu variabel independen, dan dapat digeneralisasi untuk kasus variabel independen yang lebih dari satu. Untuk kasus dengan banyak variabel independen, yang menjadi menarik adalah seberapa jauh nilai-nilai untuk tiap k variabel untuk kasus ke- i , $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ik}$, dari *centroid* variabel independen. *Centroid* merupakan *mean* dari data

M_1, M_2, \dots, M_k . Penghitungan h_{ii} untuk kasus ini dengan menggunakan persamaan

$$H = X(X'X)^{-1}X^T \quad (2.20)$$

dengan H merupakan matrik $n \times n$ dan X merupakan matrik $n \times (n + 1)$ dengan n merupakan banyaknya data dan k merupakan jumlah koefisien (β_0). Diagonal dari H berisi nilai-nilai *leverage*. Jadi, *leverage* untuk kasus ke- i adalah h_{ii} yang merupakan nilai dari baris ke- i dan kolom ke- i dari H .

Penentuan nilai yang memiliki *leverage* yang besar didasarkan pada nilai *cut off*. Nilai h_{ii} yang melebihi nilai *cut off* dideteksi sebagai *outlier*. Adapun nilai *cut off* yang telah ditentukan oleh Cohen (2003) adalah sebagai berikut:

$$Cut\ off = \begin{cases} 2M_h = \frac{2(k+1)}{n} \\ 3M_h = \frac{3(k+1)}{n} \end{cases}$$

dengan n merupakan banyaknya data dan k merupakan banyak koefisien (β_k) variabel independen ditambah 1 sebagai nilai konstanta (β_0).

2. *Discrepancy*

Diagnostik statistik untuk data *outlier* yang kedua adalah *discrepancy* atau jarak antara nilai prediksi dengan nilai observasi dari variabel dependen Y , yaitu $Y_i - \hat{Y}_i$ yang merupakan nilai residual (ε_i). Pada dasarnya, nilai yang menjadi *outlier* menyebabkan nilai residual menjadi besar dan tidak jatuh pada garis regresi. Menurut Cohen (2003), nilai *discrepancy* dapat diperoleh dengan menggunakan dua metode yaitu

a. *Internal Studentized Residuals (ISR)*

ISR merupakan rasio besaran nilai residual kasus ke- i dengan standar deviasi residual kasus ke- i yang dirumuskan sebagai berikut (Cohen, 2003):

$$ISR = \frac{\varepsilon_i}{sd_{\varepsilon_i}} \quad (2.21)$$

Besar dari ISR berjarak antara 0 dan $\sqrt{n - k - 1}$. ISR tidak mengikuti distribusi standar statistik, karena persamaan (2.20) penyebut dan pembilangnya tidak saling bebas. Jadi *internally studentized residuals* tidak dapat diinterpretasi menggunakan kurva normal atau *t* tabel. Dengan demikian, dalam menghitung *discrepancy* lebih sering digunakan *externally studentized residuals* (Cohen, 2003).

b. *Externally Studentized Residuals* (ESR)

ESR merupakan metode yang kedua dalam perhitungan data yang termuat *outlier*, metode ini dilakukan dengan memisalkan apa yang terjadi jika kasus yang dianggap *outlier* dihapuskan dari himpunan data. Sehingga t_i diperoleh dengan persamaan berikut:

$$ESR = t_i = \frac{d_i}{SE_{d_i}} \quad (\text{Cohen, 2003}) \quad (2.22)$$

Pembilang dari persamaan (2.22) merupakan *residual* yang digunakan untuk kasus ke-*i* dihapuskan dan penyebutnya merupakan *standard residual* ketika kasus ke-*i* dihapuskan. *Residual* yang dihapuskan d_i dapat dihitung dengan menggunakan *residual* awal ε_i yaitu

$$d_i = \frac{\varepsilon_i}{1 - h_{ii}}$$

dan nilai standar *residual* juga dapat diperoleh dengan

$$SE_{d_i} = \sqrt{\frac{MS_{residual(i)}}{1 - h_{ii}}}$$

jika persamaan-persamaan di atas dimasukkan ke persamaan (2.23) maka t_i menjadi

$$t_i = \frac{\varepsilon_i}{\sqrt{MS_{residual}(i)(1-h_{ii})}} \quad (2.23)$$

Penentuan nilai *outlier* berdasarkan nilai *externally studentized residuals* ini lebih banyak digunakan. Karena jika model regresi cocok dengan data, maka *externally studentized residuals* akan mengikuti distribusi *t* dengan $df = n - k - 1$ (Cohen, 2003). Penentuan nilai *cut off*-nya berdasarkan distribusi *t*, jika nilai t_i lebih besar dari nilai t_{tabel} dengan derajat kepercayaan α , maka data tersebut memiliki nilai *discrepancy* yang besar dan dikategorikan sebagai *outlier*.

3. Influence

Metode yang ketiga dalam diagnostik statistik untuk mendeteksi adanya *outlier* adalah dengan menentukan nilai *influence*. Ukuran dari *influence* merupakan kombinasi dari ukuran *leverage* dan *discrepancy* yang menginformasikan mengenai bagaimana perubahan dari persamaan regresi jika kasus ke-*i* dihilangkan dari himpunan data.

Terdapat dua jenis pengukuran ke-*influence*-an yang dapat digunakan, pertama adalah ukuran ke-*influence*-an global, yaitu DFFITS (*difference in fit standardized*) dan *Cook'sD* yang memberikan informasi mengenai bagaimana kasus ke-*i* mempengaruhi keseluruhan karakteristik dari persamaan regresi. Jenis yang kedua adalah ukuran ke-*influence*-an khusus, yaitu DFBETAS yang menginformasikan mengenai bagaimana kasus ke-*i* mempengaruhi tiap-tiap koefisien regresi. Umumnya, keduanya dalam pengukuran ke-*influence*-an harus diperiksa.

Untuk mengukur ke-*influence*-an global digunakan statistik DFFITS dan *Cook'sD*. Seperti *externally studentized residuals*, keduanya merupakan aspek yang membandingkan persamaan regresi ketika kasus ke-*i* dimasukkan dan tidak

dimasukkan dalam perhitungan himpunan data.

Menurut Cohen (2003), ukuran pertama dalam mengukur ke-*influence*-an global adalah DFFITS, yang didefinisikan sebagai berikut:

$$t_i = \frac{\hat{Y}_i - \hat{Y}_{i(i)}}{\sqrt{MS_{\varepsilon(i)} h_{ii}}} \quad (2.24)$$

dengan:

- \hat{Y}_i : nilai prediksi ketika kasus ke-*i* dimasukkan ke dalam himpunan data
- $\hat{Y}_{i(i)}$: nilai prediksi ketika kasus ke-*i* dihapuskan dari himpunan data
- $MS_{\varepsilon(i)}$: nilai variansi dari residual ketika kasus ke-*i* dihapuskan dari himpunan data
- h_{ii} : nilai *leverage*

Pembilang pada persamaan (2.24) disebut DFFIT, yang menginformasikan seberapa besar nilai prediksi kasus ke-*i* akan berubah dalam unit data observasi *Y* jika kasus ke-*i* dihapuskan dari data. Penyebut pada persamaan (2.24) memberikan standardisasi DFFIT sehingga DFFITS mengestimasi nilai dari standar deviasi di mana \hat{Y}_i nilai prediksi untuk kasus ke-*i* akan berubah jika kasus ke-*i* dihapuskan dari data.

Seperti yang telah disebutkan diatas ukuran ke-*influence*-an merupakan perkalian dari *leverage* dan *discrepancy*. Oleh karena itu, Cohen (2003) menyatakan DFFITS sebagai berikut:

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

Secara aljabar t_i ekuivalen dengan persamaan (2.24) yang merupakan *externally studentized residuals* yang didefinisikan pada persamaan (2.23) dan h_{ii}

merupakan *leverage* yang didefinisikan pada persamaan (2.19) dan persamaan (2.20). Jika nilai t_i dan h_{ii} keduanya naik, maka besar dari DFFITS juga akan ikut naik. Hal ini menunjukkan kasus tersebut mempunyai pengaruh yang besar pada hasil analisis regresi. Ketika $DFFITS = 0$ maka kasus ke- i persis terletak pada garis regresi, sehingga \hat{Y}_i tidak mengalami perubahan ketika kasus ke- i dihapuskan. Jika terletak pada *centroid* data sampel masih tetap memberikan beberapa *influence*, karena nilai *minimum* dari h_{ii} adalah $\frac{1}{n}$. Tanda dari DFFITS akan positif jika $\hat{Y}_i > \hat{Y}_{i(i)}$ dan negatif ketika $\hat{Y}_i < \hat{Y}_{i(i)}$ (Cohen, 2003).

Menurut Cohen (2003), ukuran kedua untuk mengukur ke-*influence*-an global pada hasil model regresi karena kasus ke- i adalah *Cook'sD* yang didefinisikan:

$$Cook'sD_i = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \hat{Y}_{i(i)})^2}{(k+1)MS_\varepsilon} \quad (2.25)$$

dengan:

- \hat{Y}_i : nilai prediksi ketika kasus ke- i dimasukkan ke dalam himpunan data
- $\hat{Y}_{i(i)}$: nilai prediksi ketika kasus ke- i dihapuskan dari himpunan data
- MS_ε : nilai variansi dari
- k : jumlah koefisien model regresi

Jadi, *Cook'sD* membandingkan nilai prediksi dari Y dengan kasus ke- i dimasukkan dan dihapuskan dari data. Penyebut pada persamaan (2.25) di atas memberikan nilai yang distandarisasi. Tidak seperti DFFITS, *Cook'sD* akan selalu lebih besar dari nol (positif).

Menurut Cohen, (2003) DFFITS dan *Cook'sD* adalah dua ukuran yang berhubungan. Oleh karena itu, DFFITS dan *Cook'sD* mempunyai persamaan

matematik sebagai berikut

$$Cook'sD_i = \frac{(DFFITS)_i^2 MS_{\varepsilon(i)}}{(k+1)MS_{\varepsilon}} \quad (2.26)$$

DFFITS dan $Cook'sD$ merupakan statistik yang dapat saling dipertukarkan, keduanya dapat digunakan untuk memberikan informasi mengenai *ke-influence-an* dari kasus ke- i yang merupakan *outlier*.

Menurut Cohen (2003), Penentuan kasus ke- i sebagai *outlier* berdasarkan *cut off* masing-masing. Untuk DFFITS, nilai DFFITS (dengan mengabaikan tandanya) yang besarnya lebih dari 1 untuk data ukuran kecil ($n \geq 15$) dan sedang dideteksi sebagai *outlier*. Sedangkan untuk data yang ukuran besar, nilai $|DFFITS| > 2\sqrt{\frac{k+1}{n}}$ merupakan data *outlier*. Untuk $Cook'sD$ digunakan nilai *cut off* 1, 0 atau dengan nilai kritik dari distribusi F maka, dengan $\alpha = 0.50$ dan $df = (k+1, n-k-1)$. Jika nilai $Cook'sD$ melebihi nilai kritik dari distribusi F dideteksi sebagai *outlier*.

$BFBETAS_{ij}$ merupakan jenis kedua dari pengaruh statistik yang baik digunakan jika penulis ingin memfokuskan pada koefisien regresi tertentu dalam persamaan. $BFBETAS_{ij}$ merupakan perbandingan koefisien-koefisien regresi ketika kasus ke- i dimasukkan dengan tidak dimasukkan pada data. $BFBETAS_{ij}$ untuk kasus ke- i didefinisikan sebagai berikut:

$$BFBETAS_{ij} = \frac{\beta_j - \beta_{j(i)}}{SE_{\beta_{j(i)}}} \quad (\text{Cohen, 2003})$$

Pada persamaan di atas, $\beta_j - \beta_{j(i)}$ merupakan selisih dari koefisien dengan seluruh data dimasukkan β_j dengan koefisien jika kasus ke- i dihilangkan $\beta_{j(i)}$. Sedangkan $SE_{\beta_{j(i)}}$ memberikan nilai yang telah distandarisasi, gunanya untuk

menginterpretasikan secara umum pengaruh dari kasus ke- i untuk semua koefisien regresi. Setiap kasus data akan memiliki $(k + 1) BFBETAS_{ij}$ yang berkorespondensi dengan tiap koefisien regresi dalam persamaannya termasuk *intercept*(β_0).

Penentuan kasus yang memiliki ke-*influence*-an yang merupakan *outlier* berdasarkan $BFBETAS_{ij}$ adalah kasus yang memiliki $BFBETAS_{ij} > \pm 1$ untuk ukuran sampel yang kecil dan sedang, sedangkan untuk ukuran sampel yang besar ditentukan dengan *cut off* $BFBETAS_{ij} > \pm \frac{2}{\sqrt{n}}$. (Cohen, 2003).

2.6 Penaksir Parameter

Menurut Agresti (2002), salah satu langkah yang harus dilakukan dalam pembentukan model regresi adalah menaksir parameter. Apabila pada penaksiran parameter menghasilkan fungsi yang non-linear maka untuk memperoleh nilai parameter taksirannya dibutuhkan metode perhitungan iteratif yaitu metode Newton Raphson.

2.6.1 Maksimum Likelihood Estimator (MLE)

Untuk menaksir parameter β , penaksir yang paling sering digunakan adalah MLE yang diperoleh dengan memaksimalkan

$$\sum_{i=1}^r [Y_i \ln(\pi) + (1 - Y_i) \ln(1 - \pi)] \quad (2.27)$$

yang memberikan prosedur asimtotik yang efisien untuk mengestimasi β atau dengan mempertimbangkan *deviance* $D_i(\beta) = Y_i(-\ln(\pi)) + (1 - Y_i)(-\ln(1 - \pi))$, maka MLE dapat juga didefinisikan dengan meminimalisasi

$$\sum_{i=1}^r D_i(\beta) \quad (2.28)$$

(Bianco dan Yohai, 1996).

2.6.2 Penduga Bianco-Yohai

Oleh karena MLE tidak *robust* dalam menghadapi *outlier* maka digunakan penaksir yang lebih efektif digunakan pada data yang mengandung *outlier*, yaitu penduga Bianco-Yohai yang didefinisikan dengan meminimalisasi

$$\sum_{i=1}^r [\rho(D_i(\beta)) + G(\pi) + G(1 - \pi)] \quad (2.29)$$

di mana ρ adalah fungsi terbatas, terdiferensialkan, tidak akan berkurang, dan

$$G(t) = \int_0^t \psi(-\ln u) du \quad (2.30)$$

di mana $\psi(t) = \rho'(t)$.

Secara khusus, fungsi ρ yang akan digunakan adalah

$$\rho(t) = \begin{cases} t - \left(\frac{t^2}{2k}\right) & \text{jika } t \leq k \\ \frac{k}{2} & \text{jika } t > k, \end{cases} \quad (2.31)$$

dimana k adalah bilangan positif. Nilai $k > -\ln\left(\frac{1}{2}\right)$ sedemikian sehingga

$\psi(t) > 0$ untuk setiap $0 < t < k$ (Bianco dan Yohai, 1996).

2.6.3 Metode Newton Raphson

Salah satu metode numerik yang digunakan untuk menyelesaikan persamaan non-linier adalah metode Newton Raphson. Metode Newton Raphson didasarkan pada deret Taylor. Rumus penaksiran parameter $\hat{\theta}$ pada iterasi ke- $(t + 1)$ dalam proses iterasi ($t = 0, 1, 2, \dots$) adalah sebagai berikut :

$$\hat{\theta}_{(t+1)} = \hat{\theta}_t - D(\hat{\theta}_{(t)})^{-1} d(\hat{\theta}_{(t)}) \quad (2.32)$$

di mana:

$\hat{\theta}_{(t+1)}$: parameter taksiran θ pada iterasi ke- $(t + 1)$

$\hat{\theta}_t$: parameter taksiran θ pada iterasi ke- t

$D(\hat{\theta}_{(t)})^{-1}$: turunan kedua fungsi *likelihood*, sehingga entri dari $d(\theta(t))$ adalah

$$\frac{\partial^2}{\partial(\theta_{(t)})^2} l|_{\theta}$$

$d(\theta_{(t)})$: turunan pertama fungsi *likelihood*, sehingga entri dari $d(\theta(t))$ adalah

$$\frac{\partial}{\partial(\theta_{(t)})} l|_{\theta}$$

2.7 Prevalensi Balita Kurang Gizi

Menurut Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur (2010), peningkatan derajat kesehatan masyarakat sangat diperlukan dalam mengisi pembangunan yang dilaksanakan oleh bangsa Indonesia. Salah satu upaya peningkatan derajat kesehatan adalah perbaikan gizi masyarakat. Gizi yang seimbang dapat meningkatkan ketahanan tubuh, meningkatkan kecerdasan, dan menjadikan pertumbuhan yang normal. Namun sebaliknya gizi yang tidak seimbang menimbulkan masalah yang sangat sulit sekali ditanggulangi oleh Indonesia masalah gizi yang tidak seimbang itu adalah Kurang Energi Protein (KEP), Kurang Vitamin A (KVA), Gangguan Akibat Kekurangan Yodium (GAKY) dan Anemia Gizi Besi (Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, 2010).

Khusus untuk masalah KEP atau biasa dikenal dengan gizi kurang atau yang sering ditemukan secara mendadak adalah gizi buruk terutama pada anak balita masih merupakan masalah yang sangat sulit sekali ditanggulangi oleh

pemerintah. Walaupun penyebab gizi buruk itu sendiri pada dasarnya sangat sederhana yaitu kurangnya *intake* (konsumsi) makanan terhadap kebutuhan makanan seseorang, namun permasalahan lain adalah ketersediaan pangan atau di tingkat rumah tangga. Jadi masalah sebenarnya adalah masyarakat atau keluarga balita belum mengetahui cara menilai status berat badan anak (status gizi anak) atau juga belum mengetahui pola pertumbuhan berat badan anak.

2.7.1 Kesehatan Anak

Menurut Badan Pusat Statistik (2011), pembinaan kesejahteraan anak berperan anak penting pada masa dini kehidupan yaitu mulai masa anak dalam kandungan, bayi, dan anak balita. Bayi yang sehat akan memberikan landasan yang kokoh bagi tumbuh kembang untuk pribadi berkualitas di kemudian hari. Kelangsungan hidup bayi dan balita pada umumnya sangat dipengaruhi oleh faktor kesehatan dan gizi anak serta penyakit menular yang kadang-kadang dapat menjadi penyebab kematian.

Gambaran situasi gizi balita pada indikator Indonesia sehat 2010 menunjukkan kondisi yang cukup buruk. Hal ini ditandai oleh prevalensi gizi kurang pada balita mengalami penurunan dari 37,5% pada tahun 1989 menjadi 24,6% pada tahun 2000 namun meningkat kembali menjadi 31% pada tahun 2001.

Menurut Dinas Kesehatan (2010), ada beberapa cara melakukan penilaian status gizi pada kelompok masyarakat. Salah satunya adalah pengukuran tubuh manusia yang dikenal dengan antropometri. Dalam pemakaian untuk penilaian status gizi, antropometri disajikan dalam bentuk indeks yang dikaitkan dengan variabel lain. Variabel tersebut adalah sebagai berikut:

a. Umur

Umur sangat memegang peranan dalam penentuan status gizi, kesalahan penentuan akan menyebabkan interpretasi status gizi yang salah. Hasil penimbangan berat badan maupun tinggi badan yang akurat, menjadi tidak berarti bila tidak disertai dengan penentuan umur yang tepat.

b. Berat Badan

Berat badan merupakan salah satu ukuran yang memberikan gambaran massa jaringan termasuk cairan tubuh. Berat badan sangat peka terhadap perubahan yang mendadak baik karena penyakit infeksi maupun konsumsi makanan yang menurun. Berat badan ini dinyatakan dalam bentuk indeks BB/U (berat badan menurut umur).

c. Tinggi Badan

Tinggi badan memberikan gambaran fungsi pertumbuhan yang dilihat dari keadaan kurus kering dan kecil pendek. Tinggi badan dinyatakan dalam bentuk indeks BB/TB (berat badan menurut tinggi badan).

Pada penelitian ini metode penilaian status gizi yang digunakan adalah antropometri yaitu terfokus pada indikator berdasarkan berat badan/tinggi badan. Secara umum antropometri artinya ukuran tubuh manusia. Penggunaan berat badan dan tinggi badan akan lebih jelas dan sensitif atau peka dalam menunjukkan keadaan kurang gizi bila dibandingkan dengan penggunaan berat badan dan usia. Berat badan dan tinggi dapat lebih menggambarkan Indeks Masa Tubuh (IMT) seseorang. Dengan IMT akan diketahui apakah berat badan seseorang dinyatakan kurus, normal, atau gemuk. Dinyatakan dalam BB/TB, menurut WHO bila prevalensi kurus kurang dari 2SD di atas 10% menunjukkan suatu daerah tersebut

mempunyai masalah gizi yang sangat serius dan berhubungan langsung dengan angka kesakitan.

Tabel 2.1 Klasifikasi Kasus Gizi

| No | Indeks yang dipakai | Batas Pengelompokan | Sebutan Status Gizi |
|----|---------------------|--|--|
| 1 | BB/U | $Zscore < -3$ $-3 < Zscore < -2$ $-2 < Zscore < 2$ $Zscore > 2$ | Gizi buruk Gizi kurang Gizi baik Gizi lebih |
| 2 | TB/U | $Zscore < -3$ $-3 < Zscore < -2$ $-2 < Zscore < 2$ $Zscore > 2$ | Sangat Pendek Pendek Normal Tinggi |
| 3 | BB/TB | $Zscore < -3$ $-3 < Zscore < -2$ $-2 < Zscore < 2$ $Zscore > 2$ | Sangat Kurus Kurus Normal Gemuk |

Pengukuran skor simpang baku (*Z-score*) dapat diperoleh dengan mengurangi Nilai Individual Subjek (NIS) dengan Nilai Median Baku Rujukan (NMBR) pada umur yang bersangkutan, hasilnya dibagi dengan Nilai Simpang Baku Rujukan/standar deviasi (NSBR) sehingga diperoleh rumus sebagai berikut:

$$Z\text{-score} = (NIS - NMBR) / NSBR$$

2.7.2 Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kekurangan Gizi

Menurut Anggraini dan Purhadi (2012), gangguan gizi disebabkan oleh faktor primer atau sekunder. Faktor primer jika asupan makanan seseorang tidak sesuai dengan kuantitas dan kualitas, kekurangan pangan, distribusi pangan yang kurang baik, kemiskinan, kurang pengetahuan mengenai asupan gizi, kebiasaan pola makan yang salah, dan lain-lain. Faktor sekunder meliputi semua penyebab zat-zat gizi tidak sampai di sel-sel tubuh setelah makanan dikonsumsi, misal dikarenakan kelainan struktur saluran cerna dan kekurangan enzim.

Bappenas (2010) menjelaskan bahwa status gizi balita masih rendah dikarenakan faktor ekonomi dan sosial-budaya, yaitu:

- a) Kesulitan dalam mendapatkan makanan yang berkualitas, terutama disebabkan oleh kemiskinan.
- b) Perawatan dan pengasuhan anak tidak sesuai karena pendidikan ibu yang rendah.
- c) Akses layanan kesehatan, sanitasi, dan air bersih terbatas.

Kesadaran dan komitmen pemerintah baik pusat maupun daerah mengenai penanggulangan masalah gizi merupakan faktor utama yang menentukan keadaan gizi masyarakat.

Mambo (2006) menjelaskan berbagai penelitian tentang penyebab masalah gizi. Masalah gizi dipengaruhi oleh faktor-faktor sebagai berikut:

1. Pola pemberian air susu ibu (ASI)

Pola pemberian ASI adalah salah satu penyebab utama gangguan pertumbuhan pada balita sehingga berdampak langsung terhadap gizi balita.

2. Interaksi ibu dan anak

Interaksi ibu dengan anak berdampak positif dengan keadaan gizi anak. Anak yang mendapat perhatian fisik dan emosional dengan baik akan menyebabkan keadaan gizi anak lebih baik jika dibandingkan teman sebayanya yang kurang mendapat perhatian dari seorang ibu.

3. Pemanfaatan fasilitas pelayanan kesehatan

Pemanfaatan pertumbuhan disertai konseling oleh petugas kesehatan akan berpengaruh terhadap status pertumbuhan anak, seperti pemantauan berat badan balita di posyandu, pemberian kapsul vitamin A dosis tinggi,

kunjungan neonatal, dan imunisasi pada bayi.

4. Kesehatan lingkungan

Masalah gizi timbul tidak hanya disebabkan oleh ketidakseimbangan asupan makanan tetapi juga disebabkan oleh penyakit infeksi. Kesehatan lingkungan yang baik seperti penyediaan air bersih dan perilaku hidup sehat dan bersih akan mengurangi penyakit infeksi.

5. Ketersediaan pangan rumah tangga

Status gizi dipengaruhi pula oleh ketersediaan pangan dalam keluarga. Makanan yang sehat, bersih, halal, dan bergizi yang dibutuhkan oleh balita. Dengan begitu kesehatan badan dan kekebalan tubuhnya akan terjaga, serta perkembangan fisik maupun psikis balita tumbuh dengan baik.

Penelitian ini menggunakan beberapa faktor yang dapat mempengaruhi prevalensi balita kurang gizi, di antaranya :

a. Persalinan pertama dengan dokter

Ibu hamil dan melahirkan merupakan kelompok paling rentan yang memerlukan pelayanan maksimal dari petugas kesehatan. Salah satu bentuk pelayanan yang harus diberikan kepada ibu melahirkan adalah pertolongan persalinan oleh tenaga kesehatan yaitu dokter. Konsultasi dengan dokter dapat membantu ibu dalam proses tumbuh kembang anak sehingga permasalahan kurang gizi balita dapat diminimalisasi.

b. Penduduk miskin

Tingginya kasus gizi buruk balita di sejumlah daerah di Jawa Timur juga terkait dengan daya beli masyarakat yang makin berkurang, terutama di kantong-kantong kemiskinan. Masyarakat yang miskin memang sangat rawan

terhadap masalah kelaparan dan hal ini secara langsung akan mempengaruhi status gizi seorang anak.

c. Balita yang mendapat vitamin A

Agar anak dapat tumbuh dan berkembang dengan optimal dibutuhkan vitamin. Vitamin-vitamin ini selain dapat diperoleh dari makanan dapat juga diperoleh melalui suplemen-suplemen yang mengandung vitamin. Salah satu jenis vitamin yang dibutuhkan adalah vitamin A atau yang disebut juga retinol. Akibat dari kekurangan vitamin A ini bermacam-macam salah satunya terhambatnya pertumbuhan. Angka kematian anak yang mengalami kekurangan vitamin A dapat meningkat sampai 50%. Pada anak yang mengalami kekurangan energi dan protein, kekurangan vitamin A terjadi karena kurangnya asupan vitamin A itu sendiri juga karena penyimpanan dan transport vitamin A pada tubuh yang terganggu.

d. Asupan ASI

ASI merupakan makanan terbaik dan dapat memenuhi kebutuhan gizi selama 3 sampai 4 bulan pertama. Pemberian ASI eksklusif dilakukan selama kurang lebih 6 bulan tanpa tambahan cairan lain selain susu formula, madu, air teh, air putih, dan tanpa tambahan makanan padat seperti pisang, pepaya, bubur, biskuit, dan tim. ASI eksklusif memiliki manfaat yang besar bagi tumbuh kembang balita sehingga faktor ini memiliki pengaruh terhadap status balita.

e. Bayi dengan berat lahir rendah

Bayi yang lahir dengan berat badan kurang dari 2500 gram termasuk dalam kategori bayi dengan berat lahir rendah. Tingginya prevalensi gizi kurang pada balita berhubungan dengan masih tingginya bayi lahir berat badan rendah

umumnya akan mengalami kehidupan masa depan yang kurang baik. Bayi BBLR mempunyai risiko tinggi untuk meninggal dalam lima tahun pertama kehidupan. Mereka yang bertahan hidup dalam lima tahun pertama akan mempunyai risiko lebih tinggi untuk mengalami hambatan dalam kehidupan jangka panjangnya.

f. Imunisasi lengkap

Imunisasi merupakan alternatif paling efisien dalam pencegahan berbagai penyakit infeksi. Pada bayi usia 0-4 bulan, ada beberapa imunisasi yang perlu diberikan secara berahap yaitu BCG, Campak, Polio, Hepatis B, dan DTP. Imunisasi lengkap perlu dilakukan pada bayi dalam jangka waktu tertentu untuk memperkuat kekebalan yang mulai menurun di dalam tubuh bayi. Oleh karena itu dengan imunisasi dasar lengkap akan lebih efektif mencegah penyakit dan menurunkan angka kematian bayi dan balita.

g. Konsumsi makanan

Besarnya pengeluaran untuk konsumsi makanan dalam rumah tangga merupakan salah satu aspek yang dapat mempengaruhi status gizi anak. Semakin besar jumlah pengeluaran yang digunakan untuk konsumsi makanan diharapkan dapat memenuhi kebutuhan nutrisi yang diperlukan oleh anak.

Dengan mengetahui beberapa faktor prevalensi balita kurang gizi di atas, maka diharapkan kepada semua kalangan khususnya pemerintah supaya mampu mengentaskan masalah gizi buruk yang terdapat di Jawa Timur terlebih di Indonesia dan mengambil kebijakan yang sesuai.

2.8 *Outlier* dan Kesehatan dalam Agama Islam

2.8.1 *Outlier*

Dalam masalah *outlier*, akan dikaji dengan dengan al-Quran dan hadits mengenai perilaku penyimpangan pada manusia. Adapun ayat al-Quran dan hadits yang terkait dengan *outlier*, yaitu:

Terkait dengan *outlier* dalam pandangan Islam Allah berfirman di dalam al-Quran surat ali-Imran/3:103 yaitu:

وَأَعْتَصِمُوا بِحَبْلِ اللَّهِ جَمِيعًا وَلَا تَفَرَّقُوا ۚ وَاذْكُرُوا نِعْمَتَ اللَّهِ عَلَيْكُمْ إِذْ كُنْتُمْ أَعْدَاءً فَأَلَّفَ بَيْنَ قُلُوبِكُمْ فَأَصْبَحْتُمْ بِنِعْمَتِهِ إِخْوَانًا وَكُنْتُمْ عَلَىٰ شَفَا حُفْرَةٍ مِّنَ النَّارِ فَأَنْقَذَكُم مِّنْهَا ۚ كَذَٰلِكَ يُبَيِّنُ اللَّهُ لَكُمْ ءَايَاتِهِ ۚ لَعَلَّكُمْ تَهْتَدُونَ ﴿١٠٣﴾

“Dan berpeganglah kamu semuanya kepada tali (agama) Allah, dan janganlah kamu bercerai berai, dan ingatlah akan nikmat Allah kepadamu ketika kamu dahulu (masa Jahiliyah) bermusuh-musuhan, Maka Allah mempersatukan hatimu, lalu menjadilah kamu Karena nikmat Allah, orang-orang yang bersaudara; dan kamu Telah berada di tepi jurang neraka, lalu Allah menyelamatkan kamu dari padanya. Demikianlah Allah menerangkan ayat-ayat-Nya kepadamu, agar kamu mendapat petunjuk” (QS. ali-Imran/3:103).

Paparan makna dari ayat di atas dapat dijadikan dasar dari segi agama terkait adanya *outlier*. Dalam kehidupan bermasyarakat dapat ditemukan sekelompok orang yang saling bermusuh-musuhan di mana perilaku tersebut termasuk perilaku yang menyimpang dalam agama yang dapat diasumsikan sebagai *outlier*. Penyimpangan dalam masyarakat tersebut dapat mengganggu persatuan umat.

Dalam firman Allah yang terkait dengan *outlier* pada surat ar-Ruum/30:43 yang berbunyi:

فَأَقِمْ وَجْهَكَ لِلدِّينِ الْقَيِّمِ مِنْ قَبْلِ أَنْ يَأْتِيَ يَوْمٌ لَا مَرَدَّ لَهُ مِنَ اللَّهِ ^ط
 يَوْمَئِذٍ يَصَّدَّ عُورٌ ﴿٤٣﴾

Artinya: “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. ar-Ruum/30:43).

Dalam tafsir al-Quran Al-Jazairi (2008), dijelaskan bahwa manusia diperintahkan *istiqamah* untuk tetap pada agama Islam, karena tidak ada agama yang diterima Allah 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.

Dalam sebuah hadits disebutkan

الْقُرْآنُ حَبْلُ اللَّهِ الْمَتِينُ لَا تَنْقُضِي عَجَائِئِهِ... الخ

“Al-Quran merupakan tali Allah yang kuat, keajaibannya tidak pernah habis dan tidak membosankan sekalipun banyak yang diulang-ulang. Barang siapa berkata dengannya benarlah dia, dan barang siapa mengamalkannya maka mendapatkan bimbingan dan orang yang berpegang teguh padanya mendapatkan hidayah ke jalan yang lurus.” (Katsir dan Ismail, 2000:48-49).

Yang dimaksud tali Allah adalah jalan Allah yang lurus sebagaimana segala macam perpecahan itu merupakan jalan yang tidak boleh ditempuh. Di antaranya jalan yang memecah-belah agama ialah menciptakan golongan dan sekte, serta fanatisme ras seperti yang terjadi antara Aus dan Kharaj (al-Maraghi, 1993).

Firman Allah dalam al-Quran pada surat al-Kahfi/18:49 sebagai berikut:

وَوُضِعَ الْكِتَابُ فَتَرَى الْمُجْرِمِينَ مُشْفِقِينَ مِمَّا فِيهِ وَيَقُولُونَ يَا وَيْلَتَنَا
 مَالِ هَذَا الْكِتَابِ لَا يُغَادِرُ صَغِيرَةً وَلَا كَبِيرَةً إِلَّا أَحْصَاهَا وَوَجَدُوا
 مَا عَمِلُوا حَاضِرًا وَلَا يَظْلِمُ رَبُّكَ أَحَدًا ﴿٤٩﴾

“dan diletakkanlah Kitab, lalu kamu akan melihat orang-orang bersalah ketakutan terhadap apa yang (tertulis) di dalamnya, dan mereka berkata: "Aduhai celaka Kami, kitab Apakah ini yang tidak meninggalkan yang kecil dan tidak (pula) yang besar, melainkan ia mencatat semuanya; dan mereka dapati apa yang telah mereka kerjakan ada (tertulis). dan Tuhanmu tidak Menganiaya seorang juapun” (QS. al-Kahfi/18:49).

Surat al-Kahfi ayat 49 di atas Allah menjelaskan bahwa manusia dalam kehidupan tidak selalu menemui orang-orang yang benar tetapi terdapat pula orang-orang yang bersalah. Ada juga dari mereka yang berpaling dari haluan yang benar. Barang siapa beriman kepada Allah dan menaati-Nya sesungguhnya dia akan menempuh jalan yang akan menyampaikannya kepada kebahagiaan dan telah melakukan sesuatu yang akan menyelamatkannya dari siksa neraka.

Terkait dengan adanya *outlier* juga disingung dalam firman Allah surat al-Imran/3:106-107;

يَوْمَ تَبْيَضُّ وُجُوهٌ وَتَسْوَدُّ وُجُوهٌ فَأَمَّا الَّذِينَ اسْوَدَّتْ وُجُوهُهُمْ أَكْفَرْتُمْ
 بَعْدَ إِيمَانِكُمْ فَذُوقُوا الْعَذَابَ بِمَا كُنْتُمْ تَكْفُرُونَ ﴿١٠٦﴾ وَأَمَّا الَّذِينَ
 أَبْيَضَّتْ وُجُوهُهُمْ فَبِإِذْنِ اللَّهِ هُمْ فِيهَا خَالِدُونَ ﴿١٠٧﴾

“Pada hari yang di waktu itu ada muka yang putih berseri, dan ada pula muka yang hitam muram. adapun orang-orang yang hitam muram mukanya (kepada mereka dikatakan): "Kenapa kamu kafir sesudah kamu beriman? Karena itu rasakanlah azab disebabkan kekafiranmu itu.”Adapun orang-orang yang putih

berseri mukanya, Maka mereka berada dalam rahmat Allah (surga); mereka kekal di dalamnya” (QS. ali-Imran/3:106-107).

2.8.2 Kesehatan

Manusia diciptakan untuk beribadah kepada Allah demi kelangsungan hidupnya, manusia sebagaimana makhluk hidup lainnya diberi kemampuan oleh Allah untuk memiliki keturunan. Meskipun disadari keturunan tidak hanya menjadi generasi penerus saja, tetapi juga merupakan salah satu bentuk ujian dalam menguji keimanan. Kasih sayang kepada anak merupakan anugrah yang paling indah. Anak merupakan anugrah yang indah tetapi juga bisa menjadi pedang yang memenggal kepala sendiri jika mendidiknya dengan tidak baik sebagaimana dalam al-Quran surat an-Nisa’/4:9 yaitu:

وَلِيَخْشَ الَّذِينَ لَوْ تَرَكُوا مِنْ خَلْفِهِمْ ذُرِّيَّةً ضِعْفًا خَافُوا عَلَيْهِمْ
فَلْيَتَّقُوا اللَّهَ وَلْيَقُولُوا قَوْلًا سَدِيدًا ﴿٩﴾

“dan hendaklah takut kepada Allah orang-orang yang seandainya meninggalkan dibelakang mereka anak-anak yang lemah, yang mereka khawatir terhadap (kesejahteraan) mereka. oleh sebab itu hendaklah mereka bertakwa kepada Allah dan hendaklah mereka mengucapkan Perkataan yang benar” (QS. an-Nisa’/4:9).

Dalam ayat di atas menjelaskan bahwa keturunan yang diharapkan dapat menggantikan posisi kehidupan di dunia yaitu keturunan yang mempunyai keimanan. Keturunan yang lemah merupakan kekhawatiran karena mereka dapat terpengaruh oleh hal-hal yang menyalahi risalah Ilahi.

Dalam hadits yang diriwayatkan HR. Al-Bukhari dan Muslim sebagai berikut:

اتَّقُوا اللَّهَ عِدُّوا بَيْنَنَا وَلَا دِكْمَ

“Bertakwalah kalian kepada Allah dan berbuat adillah terhadap anak-anak kalian.”

Firman Allah dalam al-Quran pada surat al-Baqarah/2:155 sebagai berikut:

وَلَنَبْلُوَنَّكُمْ بِشَيْءٍ مِّنَ الْخَوْفِ وَالْجُوعِ وَنَقْصٍ مِّنَ الْأَمْوَالِ وَالْأَنْفُسِ
وَالثَّمَرَاتِ ۗ وَبَشِّرِ الصَّابِرِينَ ﴿١٥٥﴾

“dan sungguh akan Kami berikan cobaan kepadamu, dengan sedikit ketakutan, kelaparan, kekurangan harta, jiwa dan buah-buahan. dan berikanlah berita gembira kepada orang-orang yang sabar” (QS. al-Baqarah/2:155).

Kesehatan dalam pemberian ASI juga dipaparkan dalam al-Quran surat al-Baqarah/2:233, sebagai berikut:

وَالْوَالِدَاتُ يُرْضِعْنَ أَوْلَادَهُنَّ حَوْلَيْنِ كَامِلَيْنِ ۖ لِمَنْ أَرَادَ أَنْ يُتِمَّ الرَّضَاعَةَ ۗ وَعَلَى
الْمَوْلُودِ لَهُ رِزْقُهُنَّ وَكِسْوَتُهُنَّ بِالْمَعْرُوفِ ۚ لَا تُكَلَّفُ نَفْسٌ إِلَّا وُسْعَهَا ۚ لَا تُضَارَّ وَالِدَةٌ
بِوَالِدِهَا وَلَا مَوْلُودٌ لَهُ بِوَالِدِهِ ۗ وَعَلَى الْوَارِثِ مِثْلُ ذَلِكَ ۗ فَإِنْ أَرَادَا فِصَالًا عَنْ
تَرَاضٍ مِّنْهَا وَتَشَاوُرٍ فَلَا جُنَاحَ عَلَيْهِمَا ۗ وَإِنْ أَرَدْتُمْ أَنْ تَسْرِعُوا فَأَوْلَادَكُمْ فَلَا
جُنَاحَ عَلَيْكُمْ إِذَا سَلَّمْتُمْ مَا آتَيْتُم بِالْمَعْرُوفِ ۗ وَاتَّقُوا اللَّهَ ۖ وَاعْلَمُوا أَنَّ اللَّهَ بِمَا تَعْمَلُونَ
بَصِيرٌ ﴿٢٣٣﴾

“Para ibu hendaklah menyusukan anak-anaknya selama dua tahun penuh, Yaitu bagi yang ingin menyempurnakan penyusuan. dan kewajiban ayah memberi Makan dan pakaian kepada Para ibu dengan cara ma'ruf. seseorang tidak dibebani melainkan menurut kadar kesanggupannya. janganlah seorang ibu menderita kesengsaraan karena anaknya dan seorang ayah karena anaknya, dan warispun berkewajiban demikian. apabila keduanya ingin menyapih (sebelum dua tahun) dengan kerelaan keduanya dan permusyawaratan, Maka tidak ada dosa atas keduanya. dan jika kamu ingin anakmu disusukan oleh orang lain, Maka tidak ada dosa bagimu apabila kamu memberikan pembayaran menurut yang patut. bertakwalah kamu kepada Allah dan ketahuilah bahwa Allah Maha melihat apa yang kamu kerjakan” (QS. al-Baqarah/2:233).

Ketika seorang bayi dilahirkan segeralah seorang ibu memberikan Air Susu Ibu (ASI) kepada bayinya. ASI tidak hanya menjadi makanan terbaik yang tidak adaandingannya bagi bayi, tetapi juga merupakan wujud nyata limpahan kasih

sayang seorang ibu. ASI tidak hanya membunuh kuman-kuman yang ada dalam usus bayi, tetapi juga memberikan zat-zat gizi yang sangat baik bagi pertumbuhan dan perkembangan anak, terutama pertumbuhan otaknya. Anak yang diberikan ASI saja selama 6 bulan pertama dan terus diberikan minimal sampai berumur 2 tahun akan mempunyai tingkat kecerdasan dan kesehatan yang lebih baik.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Pendekatan penelitian yang digunakan pada penelitian yang digunakan pada penelitian ini yaitu dengan pendekatan studi kasus deskriptif kuantitatif. Pada studi kasus, yaitu dengan dilakukan observasi di tempat penelitian dan mengumpulkan data-data yang dibutuhkan oleh penulis sebagai acuan dalam menyelesaikan penelitian. Sedangkan pendekatan deskriptif kuantitatif yaitu dengan menganalisis data dan menyusun data yang sudah ada sesuai dengan kebutuhan penulis.

3.2 Sumber Data

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder yang bersumber dari Dinas Kesehatan Jawa Timur tahun 2013 yang diteliti dan dikelola pada tanggal 1-29 Februari. Unit observasi penelitian ini adalah adalah 29 kabupaten dan 9 kota di Provinsi Jawa Timur.

3.3 Variabel Penelitian

Pada penelitian ini variabel penelitian dibagi menjadi dua, yaitu variabel respon adalah jumlah balita kurang gizi (y) dan variabel prediktor yang meliputi, persentase persalinan oleh dokter (x_1), persentase rumah tangga miskin (x_2), persentase balita yang mendapat vitamin A (x_3), persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif (x_4), persentase bayi dengan berat lahir rendah (x_5), persentase bayi yang mendapat imunisasi (x_6), dan persentase rata-rata konsumsi makanan (x_7).

Analisis Data

Estimasi Parameter Model GWLR yang Mengandung *Outlier*

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

Menentukan model GWLR yang mengandung *outlier*.

Melinierisasikan model GWLR.

Mendapatkan model GWLR yang mengandung *outlier*.

Estimasi parameter model yang mengandung *outlier*

Menentukan bentuk estimasi parameter pada model dengan menggunakan penduga Bianco-Yohai, adapun langkah-langkahnya sebagai berikut:

Mengasumsikan model GWLR yang mengandung *outlier*.

Memodelkan persamaan GWLR yang mengandung *outlier* menggunakan metode Bianco-Yohai.

Mencari nilai l .

Mencari turunan pertama.

Mencari turunan kedua.

Mendapatkan persamaan umum parameter taksiran dengan metode Newton Raphsons sesuai dengan persamaan (2.32).

Pemetaan Prevalensi Balita Kurang Gizi di Jawa Timur Tahun 2013

Langkah-langkah dalam pemetaan prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur tahun 2013 adalah sebagai berikut:

Melakukan analisis deskriptif data sebagai gambaran awal untuk mengetahui keadaan prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur.

Identifikasi *outlier*.

Mendapatkan model regresi logistik dengan melakukan uji parameter secara serentak dan parsial serta uji kesesuaian model.

Menentukan u_i dan v_i .

Mencari nilai *bandwidth* optimum.

Mencari jarak *euclidean*.

Mendeteksi matriks pembobot dengan menggunakan fungsi adaptif gaussian kernel.

Mendapatkan model regresi terbaik dengan melihat nilai AIC terkecil.

Menganalisis data dengan menggunakan model GWLR pada data yang mengandung *outlier*.

Membuat peta tematik prevalensi balita kurang gizi beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya di Jawa Timur berdasarkan hasil estimasi menggunakan ArcGIS.

Membuat kesimpulan.

BAB IV PEMBAHASAN

4.1 Estimasi Parameter Model GWLR yang Mengandung *Outlier*

Data spasial merupakan data pengukuran yang memuat suatu informasi lokasi. Pada data spasial, seringkali pengamatan di suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang berdekatan. Namun ketika data spasial tersebut mengandung *outlier*, maka perlakuan yang diperoleh tentu berbeda dengan data spasial yang tidak mengandung *outlier*.

Model GWLR merupakan pengembangan dari model regresi logistik dan model GWR, maka model regresi logistik yang berada pada persamaan (2.2) dapat dituliskan model GWLR sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\pi(x_1) &= \frac{\exp(\beta_0(u_1, v_1) + \beta_1(u_1, v_1)x_1 + \beta_2(u_1, v_1)x_2 + \dots + \beta_k(u_1, v_1)x_k)}{1 + \exp(\beta_0(u_1, v_1) + \beta_1(u_1, v_1)x_1 + \beta_2(u_1, v_1)x_2 + \dots + \beta_k(u_1, v_1)x_k)} \\ \pi(x_2) &= \frac{\exp(\beta_0(u_2, v_2) + \beta_1(u_2, v_2)x_1 + \beta_2(u_2, v_2)x_2 + \dots + \beta_k(u_2, v_2)x_k)}{1 + \exp(\beta_0(u_2, v_2) + \beta_1(u_2, v_2)x_1 + \beta_2(u_2, v_2)x_2 + \dots + \beta_k(u_2, v_2)x_k)} \\ &\vdots \\ \pi(x_n) &= \frac{\exp(\beta_0(u_n, v_n) + \beta_1(u_n, v_n)x_1 + \beta_2(u_n, v_n)x_2 + \dots + \beta_k(u_n, v_n)x_k)}{1 + \exp(\beta_0(u_n, v_n) + \beta_1(u_n, v_n)x_1 + \beta_2(u_n, v_n)x_2 + \dots + \beta_k(u_n, v_n)x_k)}\end{aligned}$$

sehingga didapatkan fungsi:

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \quad (4.1)$$

Persamaan (4.1) apabila ditransformasikan ke bentuk linier diperoleh:

$$\text{logit}[\pi(x_i)] = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right]$$

$$\begin{aligned}
&= \ln \left[\frac{\frac{\exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)}{1 + \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)}}{1 - \left(\frac{\exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)}{1 + \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)} \right)} \right] \\
&= \ln \left[\frac{\frac{\exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)}{1 + \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)}}{1}}{1 + \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right] \\
&= \ln \left[\frac{\exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)}{1} \right] \\
&= \ln(\exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)) \\
\text{logit}[\pi(x_i)] &= \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_2)x_{i1} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k \quad (4.2)
\end{aligned}$$

di mana:

- $\beta_0(u_i, v_i)$: konstanta intersep model regresi
- $\beta_1(u_1, v_1), \beta_2(u_2, v_2), \dots, \beta_k(u_1, v_1)$: koefisien regresi ke-1, 2, ..., k pada masing-masing lokasi
- $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}$: variabel prediktor ke-1, 2, ..., k pada lokasi ke i
- (u_i, v_i) : titik koordinat lokasi ke- i
- i : indeks lokasi untuk $i = 1, 2, \dots, n$
- j : indeks prediktor untuk $j = 1, 2, \dots, k$

Pada persamaan regresi logistik $P(Y = y) = \pi^y(1 - \pi)^{1-y}$; $y = 0$ atau 1 digunakan metode MLE, perhitungan MLE bergantung pada bentuk distribusi probabilitas populasi yang mendasari variabel diteliti untuk digunakan distribusi Bernoulli dengan probabilitas sukses = p dan gagal = $1 - p$, langkah awal dari metode tersebut dengan membentuk fungsi *likelihood* dan karena variabel tersebut berdistribusi Bernoulli maka menurut (Agresti, 2002) fungsi *likelihoodnya* adalah sebagai berikut:

$$y_i \sim \text{Bernoulli}(1, \pi(x_i))$$

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n P(Y = y_i)$$

$$\begin{aligned}
L(\beta) &= \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} (1 - \pi(x_i))^{1-y_i} \\
&= \prod_{i=1}^n \left(\frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{y_i} \left(1 - \frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{1-y_i} \\
&= \prod_{i=1}^n \left(\frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{y_i} \left(\frac{1}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{1-y_i} \\
&= \prod_{i=1}^n \left(\frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{y_i} \left((1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j))^{-1} \right)^{1-y_i} \\
&= \prod_{i=1}^n \left(\frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{y_i} (1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j))^{y_i-1} \\
&= \prod_{i=1}^n (\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j))^{y_i} \left((1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j))^{-1} \right) \\
&= \left\{ \prod_{i=1}^n (\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i))^{y_i}) \right\} \left\{ \prod_{i=1}^n (1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j))^{-1} \right\} \\
&= \left\{ \prod_{i=1}^n (\exp(\beta_j(u_1, v_1))^{y_1}) \right\}, \left\{ \prod_{i=1}^n (\exp(\beta_j(u_2, v_2))^{y_2}) \right\}, \dots, \\
&\quad \left\{ \prod_{i=1}^n (\exp(\beta_j(u_n, v_n))^{y_n}) \right\} \left\{ \prod_{i=1}^n (1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j))^{-1} \right\} \\
&= \exp(\sum_{j=0}^k \sum_{i=1}^n (y_i x_j) \beta_j(u_i, v_i)) \\
&\quad \left\{ \prod_{i=1}^n (1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j))^{-1} \right\}
\end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan di atas, maka penaksir model GWLR dengan menggunakan MLE, dibentuk melalui fungsi *likelihood* dengan variabel respon berdistribusi Bernoulli sebagai berikut :

$$L(\beta(u_i, v_i)) =$$

$$\left\{ \prod_{i=1}^n [1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)]^{-1} \right\} \exp[\sum_{j=0}^k (\sum_{i=1}^n y_i x_j) \beta_j(u_i, v_i)]$$

Untuk memudahkan perhitungan maka fungsi *likelihood* dimaksimumkan dalam bentuk $\ln L(\beta(u_i, v_i))$, sehingga diperoleh fungsi *likelihood* :

$$\begin{aligned} \ln L(\beta(u_i, v_i)) &= \ln \left\{ \prod_{i=1}^n [1 + \exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j]^{-1} \right\} \\ &\quad + \ln \left\{ \exp \left[\sum_{j=0}^k \left(\sum_{i=1}^n y_i x_j \right) \beta_j(u_i, v_i) \right] \right\} \\ &= \ln \left\{ - \sum_{i=1}^n [1 + \exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j] \right\} \\ &\quad + \left[\sum_{j=0}^k \left(\sum_{i=1}^n y_i x_j \right) \beta_j(u_i, v_i) \right] \\ &= \sum_{j=0}^k \left(\sum_{i=1}^n y_i x_j \right) \beta_j(u_i, v_i) - \\ &\quad \sum_{j=1}^n \ln \left\{ 1 + \exp \left(\sum_{j=0}^k \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} \right) \right\} \end{aligned}$$

Faktor letak geografis merupakan faktor pembobot pada model GWLR.

Faktor ini mempunyai nilai yang berbeda untuk setiap wilayah yang menunjukkan sifat lokal pada model GWLR. Penentuan pembobot pada model GWLR dihitung berdasarkan fungsi *likelihood* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln L^*(\beta(u_i, v_i)) &= \sum_{j=0}^k \left(\sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i x_j \right) \beta_j(u_i, v_i) \\ &\quad - \sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) \ln \left\{ 1 + \left(\exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j \right) \right\} \end{aligned} \quad (4.3)$$

Untuk memperoleh parameter $\beta(u_i, v_i)$ maka persamaan (4.3) diturunkan terhadap $\beta_j(u_i, v_i)$ dan disamadengankan nol sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_j(u_i, v_i)} &= \sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i x_j - \pi(x_i) \sum_{j=1}^n x_j w_i(u_i, v_i) \\ 0 &= \sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i x_j - \pi(x_i) \sum_{j=1}^n x_j w_i(u_i, v_i) \end{aligned}$$

Dan turunan keduanya

$$\frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_j^2(u_i, v_i)} = - \sum_{i=1}^n x_j w_i(u_i, v_i) \Delta_1$$

di mana,

$$\Delta_1 = \left\{ \frac{(x_j \exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j)(1 + \exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j)}{(1 + \exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j)^2} \right. \\ \left. - \frac{(\exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j)(x_j \exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j)}{(1 + \exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j)^2} \right\}$$

$$\frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_j^2(u_i, v_i)} = - \sum_{i=1}^n x_j w_i(u_i, v_i) \left\{ \frac{(x_j \exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j)}{(1 + \exp \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i) x_j)^2} \right\} = 0$$

$$= - \sum_{i=1}^n x_j^2 w_i(u_i, v_i) \pi(x) (1 - \pi(x_i)) = 0 \quad (4.4)$$

Maka didapatkan persamaan:

$$\frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_j(u_i, v_i) \partial \beta_j(u_i, v_i)} = - \sum_{i=1}^n x_j x_j w_i(u_i, v_i) \pi(x) (1 - \pi(x_i)) = 0$$

4.1.1 Iterasi Non Linear

Fungsi persamaan (4.3) dan (4.4) berbentuk implisit, maka digunakan prosedur iterasi numerik yaitu metode Newton Raphson *Iteratively Reweighted Least Square* (IRLS). Secara umum persamaan untuk iterasi Newton Raphson adalah (Pradita, 2011):

$$\beta^{(t+1)}(u_i, v_i) = \beta^{(t)}(u_i, v_i) - H^{(t)-1}(\beta^{(t)}(u_i, v_i)) g^{(t)}(\beta^{(t)}(u_i, v_i)) \quad (4.5)$$

dengan

$$\mathbf{g}^{(t)}(\beta^{(t)}(u_i, v_i)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_1(u_i, v_i)} \\ \vdots \\ \frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_k(u_i, v_i)} \end{bmatrix}$$

$$H^{(t)}(\beta^{(t)}(u_i, v_i)) = \begin{bmatrix} h_{\infty} & h_{01} & \dots & h_{0k} \\ h_{01} & h_{11} & \dots & h_{1k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{0k} & h_{1k} & \dots & h_{kk} \end{bmatrix}$$

$H^{(t)}(\beta^{(t)}(u_i, v_i))$ adalah matriks Hessian dengan elemen-elemennya adalah

$$h_{jj}^* = \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_j(u_i, v_i) \partial \beta_j(u_i, v_i)}$$

Untuk setiap iterasi berlaku ke- t , berlaku:

$$\mathbf{g}_j^{(t)} = \frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_j(u_i, v_i)} = \sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i x_j - \sum_{i=1}^n x_j \pi(x_j)^{(t)} w_i(u_i, v_i)$$

$$h_{jj}^{(t)} = \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_j(u_i, v_i) \partial \beta_j(u_i, v_i)} = - \sum_{i=1}^n x_j x_j^* w_i(u_i, v_i) \pi(x_j)^{(t)} (1 - \pi(x_j)^{(t)})$$

dengan

$$\pi(x_j)^{(t)} = \frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j^{(t)}(u_i, v_i) x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j^{(t)}(u_i, v_i) x_j)}$$

Misalkan digunakan satu variabel prediktor ($k = 1$) maka:

$$\mathbf{g}^{(t)}(\beta^{(t)}(u_i, v_i)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_1(u_i, v_i)} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
&= \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i - \sum_{i=1}^n \pi(x_j)^{(t)} w_i(u_i, v_i) \\ \sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i x_{j1} - \sum_{i=1}^n x_{j1} \pi(x_j)^{(t)} w_i(u_i, v_i) \end{bmatrix} \\
\beta^{(t)}(u_i, v_i) &= \begin{bmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \end{bmatrix} \\
H^{(t)}(\beta^{(t)}(u_i, v_i)) &= \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0(u_i, v_i) \partial \beta_1(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0(u_i, v_i) \partial \beta_1(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_1^2(u_i, v_i)} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} \left[\sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i - \sum_{i=1}^n \pi(x_j)^{(t)} w_i(u_i, v_i) \right] \left[\sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i - \sum_{i=1}^n \pi(x_j)^{(t)} w_i(u_i, v_i) \right] \\ \left[\sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i - \sum_{i=1}^n \pi(x_j)^{(t)} w_i(u_i, v_i) \right] \left[\sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i x_{j1} - \sum_{i=1}^n x_{j1} \pi(x_j)^{(t)} w_i(u_i, v_i) \right] \\ \left[\sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i x_{j1} - \sum_{i=1}^n x_{j1} \pi(x_j)^{(t)} w_i(u_i, v_i) \right] \left[\sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) y_i x_{j1} - \sum_{i=1}^n x_{j1} \pi(x_j)^{(t)} w_i(u_i, v_i) \right] \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Apabila disubstitusikan ke dalam persamaan (4.3) maka diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\hat{\beta}^{(t+1)}(u_i, v_i) &= \begin{bmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \end{bmatrix} \tag{4.6} \\
&+ \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0(u_i, v_i) \partial \beta_1(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0(u_i, v_i) \partial \beta_1(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_1^2(u_i, v_i)} \end{bmatrix}^{-1} \\
&\begin{bmatrix} \frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_1(u_i, v_i)} \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Dengan mengulang prosedur iterasi untuk setiap titik regresi ke- i , maka penaksir parameter lokal akan diperoleh. Iterasi akan berhenti pada saat keadaan konvergen yaitu pada saat $\|\beta^{(t+1)}(u_i, v_i) - \beta^{(t)}(u_i, v_i)\| \leq \varepsilon$ dimana ε merupakan bilangan yang sangat kecil.

Karena ketika menggunakan estimasi log likelihood β masih berbentuk fungsi non linear maka pada (Maronna, 2006) menjelaskan, untuk mengestimasi fungsi logistik yang mengandung *outlier* dapat diselesaikan dengan metode Bianco-Yohai. Model GWLR diasumsikan mengandung *outlier* maka dilakukan langkah-langkah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln L(\beta(u_i, v_i)) &= \ln \left(\prod_{i=1}^n \left(\frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{y_i} \left(1 - \frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{1-y_i} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n y_i \ln \left(\frac{1}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right) \\ &\quad + (1 - y_i) \ln \left(\frac{1}{1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik})} \right) \end{aligned} \quad (4.7)$$

atau diperoleh *deviace*

$$\begin{aligned} D_i(\beta(u_i, v_i)) &= -\ln \left(\prod_{i=1}^n \left(\frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{y_i} \left(\frac{1}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right)^{1-y_i} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \left[\begin{array}{l} y_i \left(-\ln \left(\frac{\exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right) \right) \\ + (1 - y_i) \left(-\ln \left(\frac{1}{1 + \exp(\sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)x_j)} \right) \right) \end{array} \right] \end{aligned} \quad (4.8)$$

MLE dapat diperoleh dengan memaksimalkan persamaan (4.7) atau meminimalkan persamaan (4.8).

Penduga Bianco-Yohai didefinisikan dengan meminimalisasi (Casiawaty, 2015):

$$l = \sum_{i=1}^n \left[\rho \left(D_i(\beta(u_i, v_i)) \right) + G(\pi_i) + G(1 - \pi_i) \right]$$

Di mana $G(t) = \int_0^t \psi(-\ln u) du$, $\psi(t) = \rho'(t)$ Secara khusus, fungsi yang akan digunakan adalah:

$$\rho(t) = \begin{cases} t - \left(\frac{t^2}{2k}\right) & \text{jika } t \leq k \\ \frac{k}{2} & \text{jika } t > k, \end{cases}$$

dimana turunan dari $\rho(t)$ adalah

$$\rho'(t) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{t}{k}\right) & \text{jika } t \leq k \\ 0 & \text{jika } t > k, \end{cases}$$

sehingga diperoleh

$$\int_0^t \rho'(-\ln u) du = \begin{cases} \int_0^t 0 du = 0 & \text{jika } t \leq k \\ \int_0^t 1 + \left(\frac{\ln u}{k}\right) du = t + \frac{t \ln t - t}{k} & \text{jika } t > k, \end{cases}$$

4.1.1.1 Mencari Nilai l

Untuk mencari nilai l berdasarkan persamaan-persamaan di atas maka diperoleh:

a. Nilai $\rho(D_i(\beta(u_i, v_i)))$

Jika $D_i(\beta(u_i, v_i)) \leq k$, maka:

$$\rho(D_i(\beta(u_i, v_i))) = \tag{4.9}$$

$$(-a)y_i + \ln(1 + e^{(a)}) - \left(\frac{(-a)y_i + \ln(1 + e^{(a)})^2}{2k}\right)$$

di mana,

$$a = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)$$

Jika $D_i(\beta(u_i, v_i)) > k$, maka:

$$\rho(D_i(\beta(u_i, v_i))) = 0 \quad (4.10)$$

b. Nilai $G(\pi_i)$

Jika $\pi_i \geq \exp(-k)$, maka:

$$G(\pi_i) = \frac{1}{k(1+e^{(a)})} (ke^{(a)} - e^{(a)}) + (a)e^{(a)} - e^{(a)} \ln(1 + e^{(a)}) \quad (4.11)$$

di mana,

$$a = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)$$

Jika $\pi_i < \exp(-k)$, maka:

$$G(\pi_i) = 0 \quad (4.12)$$

c. Nilai $G(1 - \pi_i)$

Jika $1 - \pi_i \geq \exp(-k)$, maka:

$$G(1 - \pi_i) = \frac{k - 1 - \ln(1 + e^{(a)})}{k(1 + e^{(a)})} \quad (4.13)$$

di mana,

$$a = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)$$

Jika $1 - \pi_i < \exp(-k)$, maka:

$$G(1 - \pi_i) = 0 \quad (4.14)$$

Sehingga

$$l = \left[\rho(D_i(\beta(u_i, v_i))) + G(\pi_i) + G(1 - \pi_i) \right]$$

4.1.1.2 Turunan Pertama

Untuk menurunkan turunan pertama pada persamaan di atas adalah:

a. Nilai $\rho(D_i(\beta(u_i, v_i)))$

Jika $D_i(\beta(u_i, v_i)) \leq k$, maka:

$$\begin{aligned} & \rho'(D_i(\beta(u_i, v_i))) \\ &= \frac{1}{k(1 + e^{(a)})} (-ky_i - ky_i e^{(a)} + ke^{(a)}) - (a)y_i^2 - (a)y_i^2 e^{(a)} \\ & \quad + (a)y_i^2 e^{(a)} + y_i \ln(1 + e^{(a)}) + y_i e^{(a)} \ln(1 + e^{(a)}) \\ & \quad - e^{(a)} \ln(1 + e^{(a)}) \end{aligned} \quad (4.15)$$

di mana,

$$a = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)$$

Jika $(D_i(\beta(u_i, v_i))) > k$, maka:

$$\rho'(D_i(\beta(u_i, v_i))) = 0 \quad (4.16)$$

b. Nilai $G(\pi_i)$

Jika $\pi_i \geq \exp(-k)$, maka:

$$G'(\pi_i) = \frac{ke^{(a)} + (a)e^{(a)} - e^{(a)} \ln(1 + e^{(a)})}{k(1 + e^{(a)})^2} \quad (4.17)$$

di mana,

$$a = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)$$

Jika $\pi_i < \exp(-k)$, maka :

$$G'(\pi_i) = 0 \quad (4.18)$$

c. Nilai $G(1 - \pi_i)$

Jika $1 - \pi_i \geq \exp(-k)$, maka :

$$G(1 - \pi_i) = \frac{-ke^{(a)} + e^{(a)} \ln(1 + e^{(a)})}{k(1 + e^{(a)})} \quad (4.19)$$

di mana,

$$a = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)$$

Jika $1 - \pi_i \geq \exp(-k)$, maka:

$$G'(1 - \pi_i) = 0 \quad (4.20)$$

Karena model GWLR diasumsikan mengandung *outlier* dan diturunkan secara bertahap maka, berdasarkan persamaan (4.10), (4.12), dan (4.14) dari turunan pertama didapatkan masing-masing parameter sebagai berikut:

$$\frac{\partial l}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} = \sum_{i=1}^n \left[\rho \left(D_i(\beta(u_i, v_i)) \right) + G(\pi_i) + G(1 - \pi_i) \right] \quad (4.21)$$

$$\frac{\partial l}{\partial \beta_1(u_i, v_i)} = \frac{\partial l}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} x_{1i}$$

Turunan l terhadap masing-masing elemen dari β menghasilkan fungsi yang implisit karena parameter-parameternya masih saling berkaitan satu sama lain. Sehingga untuk memperoleh nilai taksiran parameter diperlukan pendekatan lain yaitu metode iterasi Newton Raphson.

Taksiran parameter β dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2.32) di mana nilai entri-entri dari matriks (θt) adalah turunan dari l terhadap β_0 dan β_1 . Sedangkan nilai entri-entri dari matriks (θt) dapat dicari dengan menurunkan kembali hasil turunan l terhadap β_0 dan β_1 , $k = 1, 2, \dots, p$.

4.1.1.3 Turunan Kedua

Dengan menurunkan hasil turunan dari masing-masing l terhadap β_0 dan β_1 maka diperoleh:

a. Nilai $\rho''(D_i(\beta(u_i, v_i)))$

Jika $D_i(\beta(u_i, v_i)) \leq k$, maka:

$$\begin{aligned} \rho''(D_i(\beta(u_i, v_i))) &= \frac{1}{k(1+e^{(a)})} (-y_i^2 - 2y_i^2 e^{(a)} + ke^{(a)}) \\ &\quad + 2y_i^2 e^{(a)} + y_i^2 e^{(\beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i))} - \\ &\quad e^{(a)} \ln 1 + e^{(a)} + (a) y_i e^{(a)} - e^{2(a)} - y_i^2 e^{2(a)} \end{aligned} \quad (4.22)$$

di mana,

$$a = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)$$

Jika $D_i(\beta(u_i, v_i)) > k$, maka:

$$\rho'' D_i(\beta(u_i, v_i)) = 0 \quad (4.23)$$

b. Nilai $G''(1 - \pi_i)$

Jika $1 - \pi_i \geq \exp(-k)$, maka:

$$\begin{aligned} G''(\pi_i) &= \frac{1}{k(1+e^{(a)})^2} (ke^{(a)} - ke^{2(a)}) + (a)e^{(a)} - e^{(a)} \ln \\ &\quad (1+e^{(a)}) - (a)e^{2(a)} + e^{2(a)} \ln(1+e^{(a)}) + e^{(a)} \end{aligned} \quad (4.24)$$

di mana,

$$a = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)$$

Jika $\pi_i < \exp(-k)$, maka:

$$G''(\pi_i) = 0 \quad (4.25)$$

c. Nilai $G''(1 - \pi_i)$

Jika $1 - \pi_i \geq \exp(-k)$, maka:

$$G''(1 - \pi_i) = \frac{1}{k(1 + e^{(a)})^3} (-ke^{2(a)} + e^{(a)} \ln(1 + e^{(a)}) - e^{2(a)}) \ln(1 + e^{(a)}) + e^{2(a)} \quad (4.26)$$

di mana,

$$a = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=0}^k \beta_j(u_i, v_i)$$

Jika $1 - \pi_i < \exp(-k)$, maka:

$$G''(1 - \pi_i) = 0 \quad (4.27)$$

Sehingga diperoleh hasil turunan kedua terhadap $\beta_0(u_i, v_i)$

$$\frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} = \left[\rho(D_i(\beta(u_i, v_i))) + G(\pi_i) + G(1 - \pi_i) \right] \quad (4.28)$$

$$\frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0(u_i, v_i) \partial \beta_0(u_i, v_i)} = \frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} x_{i0}$$

$$\frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0(u_i, v_i) \partial \beta_1(u_i, v_i)} = \frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} x_{i1}$$

Turunan kedua terhadap β_1 adalah

$$\frac{\partial^2 l}{\partial \beta_1(u_i, v_i) \partial \beta_0(u_i, v_i)} = \frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0(u_i, v_i) \partial \beta_1(u_i, v_i)} = \frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} x_{i1} \quad (4.29)$$

$$\frac{\partial^2 l}{\partial \beta_1^2(u_i, v_i)} = \frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} x_{i1}^2$$

Berdasarkan hasil turunan masing-masing parameter terhadap l diperoleh bentuk umum parameter taksiran dengan metode *Newton Raphson* sesuai dengan persamaan (2.32), yaitu:

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_0^{(t+1)}(u_i, v_i) \\ \hat{\beta}_1^{(t+1)}(u_i, v_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0^{(t)}(u_i, v_i) \\ \hat{\beta}_1^{(t)}(u_i, v_i) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 l}{\partial \beta_1(u_i, v_i) \partial \beta_0(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial^2 l}{\partial \beta_1(u_i, v_i) \partial \beta_0(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 l}{\partial \beta_1^2(u_i, v_i)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial l}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial l}{\partial \beta_1(u_i, v_i)} \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

4.2 Pemetaan Prevalensi Balita Kurang Gizi di Jawa Timur Tahun 2013

4.2.1 Deskripsi Data

Pada penelitian ini model GWLR yang mengandung *outlier* diterapkan pada kasus prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur pada tahun 2013. Variabel respon yang diteliti adalah jumlah balita kurang gizi (y) dan variabel prediktor yang meliputi persentase persalinan oleh dokter (x_1), persentase rumah tangga miskin (x_2), persentase balita yang mendapat vitamin A (x_3), persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif (x_4), persentase bayi dengan berat lahir rendah (x_5), persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap (x_6), dan persentase rata-rata konsumsi makanan (x_7).

Data yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan data sekunder dari BPS Jawa Timur dan Dinas Kesehatan Jawa Timur tahun 2016, dimana grafik pola sebaran prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur adalah sebagai berikut:



Gambar 4.1 Grafik Sebaran Data Prevalensi Balita Kurang Gizi (Y) di Jawa Timur Tahun 2013

Dari Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa persentase prevalensi balita di Jawa Timur pada tahun 2013 mencapai 46,09% balita. Persentase kasus prevalensi balita kurang gizi paling tinggi berada di wilayah Kabupaten Pasuruan dengan jumlah balita kurang gizi 17,2%. Jumlah balita kurang gizi paling rendah berada di Kota Blitar dengan balita gizi buruk sejumlah 6,7%.

Jumlah balita gizi buruk yang berbeda antara wilayah satu dengan wilayah lainnya tersebut tentunya terdapat variabel-variabel yang mempengaruhi. Variabel pertama yang mempengaruhi balita gizi buruk adalah variabel persalinan oleh dokter.



Gambar 4.2 Grafik Sebaran Data Persalinan Oleh Dokter (X_1) di Jawa Timur Tahun 2013

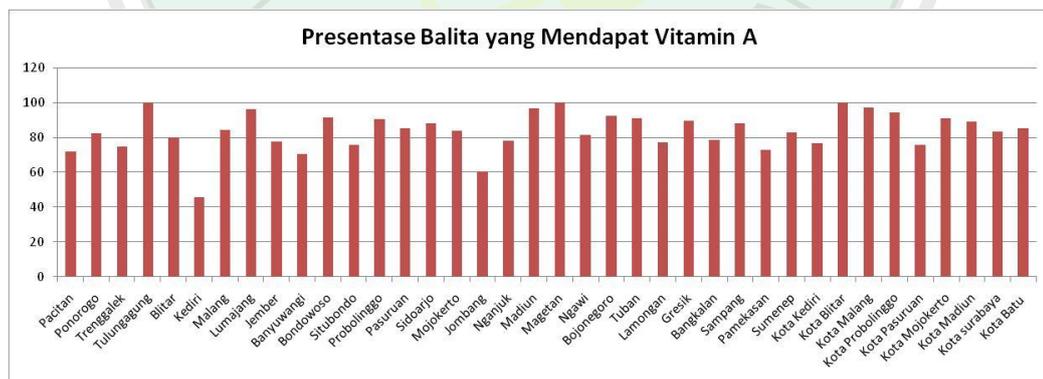
Berdasarkan Gambar 4.2 dapat diketahui bahwa persalinan oleh dokter di Jawa Timur 69,5%. Pada Provinsi Jawa Timur sebagian besar wilayah sangat kurang dalam perhatian persalinan oleh dokter untuk ibu melahirkan. Kota Batu

merupakan wilayah yang paling tinggi perhatiannya persalinan oleh dokter untuk ibu melahirkan dan wilayah di Jawa Timur lainnya sangat kurang kepeduliannya akan pentingnya persalinan oleh dokter untuk ibu melahirkanyang memberikan dampak positif untuk bayi yang dilahirkan.



Gambar 4.3 Grafik Sebaran Data Rumah Tangga Miskin (X_2) di Jawa Timur Tahun 2013

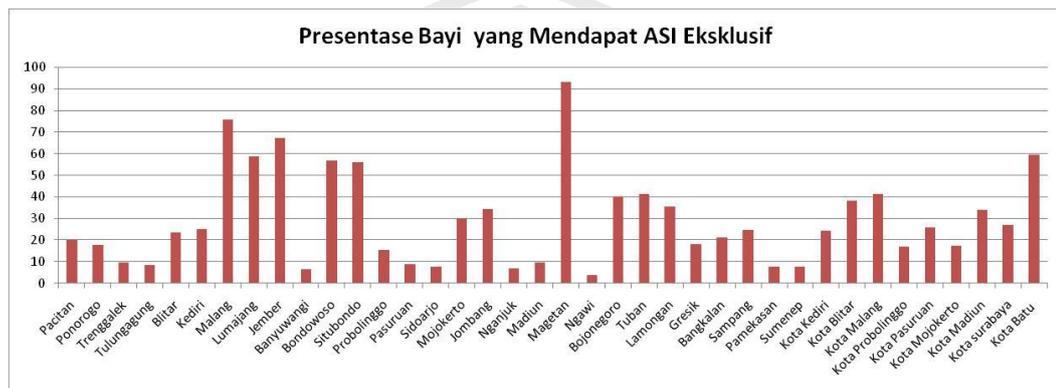
Dari Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa rumah tangga miskin di Jawa Timur mencapai 55,4%. Kabupaten Sampang merupakan salah satu wilayah yang paling tinggi persentase rumah tangga miskin di Jawa Timur yakni mencapai 32,7%.



Gambar 4.4 Grafik Sebaran Data Balita yang Mendapat Vitami A (X_3) di Jawa Timur Tahun 2013

Variabel prediktor selanjutnya yakni balita yang mendapat vitamin A, grafik pola sebaran datanya terdapat pada Gambar 4.4. Dari Gambar 4.4 tersebut dapat diketahui bahwa balita yang mendapat vitamin A di Jawa Timur mencapai 31,7%. Vitamin A untuk balita sangatlah penting bagi perkembangannya.

Terdapat satu wilayah yang kurang memperhatikan untuk pemberian vitamin A yaitu Kabupaten Kediri dan Kabupaten Tulungagung merupakan wilayah yang paling tinggi perhatiannya dalam pemberian pemberian vitamin A untuk balita, yaitu 99,86%.



Gambar 4.5 Grafik Sebaran Data Bayi yang Mendapat ASI Eksklusif (X_4) di Jawa Timur Tahun 2013

Dari Gambar 4.5 dapat diketahui bahwa bayi yang mendapat ASI eksklusif di Jawa Timur hanya 11,6%. Pada Provinsi Jawa Timur sebagian besar wilayah memiliki perhatian yang baik terhadap balita. ASI untuk balita sangatlah penting bagi perkembangannya. Terdapat satu wilayah yang kurang memperhatikan untuk pemberian ASI yaitu Kabupaten Banyuwangi dengan nilai 3,7%. Kota Probolinggo merupakan wilayah yang paling tinggi perhatiannya dalam pemberian ASI secara eksklusif pada balita, yaitu mencapai 93%.



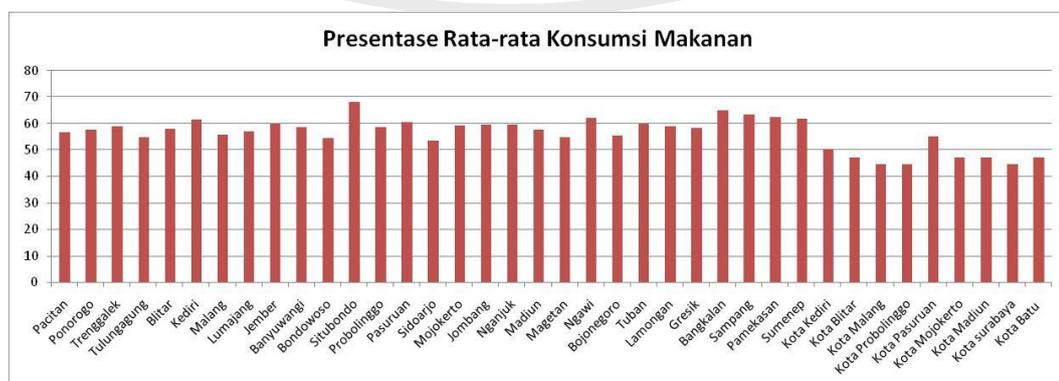
Gambar 4.6 Grafik Sebaran Data Bayi dengan Berat Lahir Rendah (X_5) di Jawa Timur Tahun 2013

Dari Gambar 4.6 dapat diketahui bahwa bayi dengan berat lahir rendah di Jawa Timur mencapai 11,8%. Pada Provinsi Jawa Timur bayi dengan berat lahir rendah paling banyak berada di Kota Probolinggo dan Persentase bayi dengan berat lahir rendah yaitu Kota Pasuruan.



Gambar 4.7 Grafik Sebaran Data Bayi yang Mendapat Imunisasi Lengkap (X_6) di Jawa Timur Tahun 2013

Berdasarkan Gambar 4.7 dapat diketahui bahwa bayi yang mendapat imunisasi lengkap di Jawa Timur hanya 19,6%. Pada Provinsi Jawa Timur sebagian besar wilayah sangat kurang dalam perhatian pemberian imunisasi untuk balita. Kabupaten Jombang merupakan wilayah yang paling tinggi perhatiannya dalam pemberian imunisasi lengkap untuk balita, dan wilayah di Jawa Timur lainnya sangat kurang kepeduliannya akan pentingnya pemberian imunisasi lengkap untuk balita memberikan dampak positif untuk kesehatan balita tersebut.



Gambar 4.8 Grafik Sebaran Data Rata-Rata Konsumsi Makanan (X_7) di Jawa Timur Tahun 2013

Variabel selanjutnya yang berpengaruh terhadap nilai kurang gizi balita di Jawa Timur adalah rata-rata konsumsi makanan. Untuk grafik pola sebaran datanya terdapat pada Gambar 4.8 dapat diketahui bahwa rata-rata konsumsi makanan di Jawa Timur hanya 21,4%. Kota Probolinggo merupakan salah satu wilayah yang sangat rendah perhatiannya dalam rata-rata konsumsi makanan, yaitu 44,7%.

4.2.2 Identifikasi *Outlier*

4.2.2.1 *Casewise List*

Metode yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya *outlier* pada penelitian ini, yaitu menggunakan *Casewise List*. Hasil identifikasi *outlier* pada data Prevalensi Balita Kurang Gizi di Provinsi Jawa Timur Tahun 2013 sesuai dengan banyaknya Kota/ Kabupaten di Jawa Timur. Dinyatakan *outlier* apabila nilai *Absolut* dari *Studentized Residual* dari sampel tersebut lebih dari 2 dimana *Studentized Residual* adalah standarisasi berdasarkan *Mean* dan *standart deviasi* dari nilai *Residual* sebagai berikut:

Tabel 4.1 Casewise List

Casewise List

| Case | Selected Status ^a | Observed | Predicted | Predicted Group | Temporary Variable | |
|------|------------------------------|----------|-----------|-----------------|--------------------|--------|
| | | Y | | | Resid | ZResid |
| 1 | S | 0 | .167 | 0 | -.167 | -.448 |
| 2 | S | 0 | .456 | 0 | -.456 | -.916 |
| 3 | S | 1** | .570 | 1 | -.570 | 2.152 |
| 4 | S | 0 | .224 | 0 | -.224 | .538 |
| 5 | S | 0 | .393 | 0 | -.393 | -.805 |
| 6 | S | 1** | .666 | 1 | .334 | 2.709 |
| 7 | S | 0 | .058 | 0 | -.058 | -.248 |
| 8 | S | 0 | .135 | 0 | -.135 | .395 |
| 9 | S | 0** | .530 | 1 | -.530 | -.061 |
| 10 | S | 1** | .934 | 1 | .066 | 2.266 |
| 11 | S | 1** | .179 | 0 | .821 | 2.141 |
| 12 | S | 1** | .891 | 1 | .109 | 3.350 |
| 13 | S | 1** | .502 | 1 | .498 | 2.995 |
| 14 | S | 1** | .655 | 1 | .345 | 3.725 |
| 15 | S | 1** | .257 | 0 | .743 | 3.699 |
| 16 | S | 0 | .497 | 0 | -.497 | -.994 |
| 17 | S | 0 | .161 | 0 | -.161 | -.439 |
| 18 | S | 1** | .619 | 1 | .381 | 2.784 |
| 19 | S | 0 | .121 | 0 | -.121 | -.372 |
| 20 | S | 0 | .015 | 0 | -.015 | -.125 |
| 21 | S | 0 | .262 | 0 | -.262 | -.596 |
| 22 | S | 0 | .396 | 0 | -.396 | -.809 |
| 23 | S | 1** | .179 | 0 | .821 | 2.142 |
| 24 | S | 1** | .196 | 0 | .804 | 2.023 |
| 25 | S | 0 | .231 | 0 | -.231 | -.548 |
| 26 | S | 1** | .878 | 1 | .122 | 3.373 |
| 27 | S | 0 | .646 | 1 | -.646 | -3.351 |
| 28 | S | 1** | .901 | 1 | .099 | 2.332 |
| 29 | S | 1** | .866 | 1 | .134 | 2.394 |
| 30 | S | 0 | .037 | 0 | -.037 | .197 |
| 31 | S | 0 | .009 | 0 | -.009 | -.096 |

| | | | | | | |
|----|---|---|------|---|-------|-------|
| 32 | S | 0 | .028 | 0 | -.028 | -.170 |
| 33 | S | 0 | .001 | 0 | .000 | .029 |
| 34 | S | 0 | .276 | 0 | -.276 | -.617 |
| 35 | S | 0 | .004 | 0 | -.004 | -.060 |
| 36 | S | 0 | .026 | 0 | -.026 | -.162 |
| 37 | S | 0 | .024 | 0 | -.024 | -.157 |
| 38 | S | 0 | .008 | 0 | -.008 | -.087 |

a. S = Selected, U = Unselected cases, and ** = Misclassified cases.

Tabel di atas adalah hasil deteksi *outlier* yang menunjukkan bahwa terdapat 14 data yang mengandung *outlier* yaitu ke-3, ke-6 ke-10, ke-11, ke-12, ke-13, ke-14, ke-15, ke-16, ke-17, ke-18, ke-19, ke-20. Data ke-11, ke-13, ke-14, ke-15, ke-18, ke-23, ke-24, ke-26, ke-28, ke-29. Sehingga ke-14 data tersebut menunjukkan bahwa termuat *outlier*.

Seperti yang terlihat pada data ke-11 data tersebut mengandung *outlier* dengan nilai $Z_{residual}$ nya 2,141 dan karena nilai Z residual lebih besar dari 2 maka data tersebut termasuk mengandung *outlier*.

Pada Tabel 4.1 kolom *Predicted Group* regresi logistik biner, maka diasumsikan jika nilai pada kolom *Predicted Group* bernilai 0 maka, nilai dari *Predicted* kurang dari 0,5 dan jika nilai pada kolom *Predicted Group* bernilai 1 maka, nilai dari *Predicted* kurang dari 0,5.

4.2.2.2 Metode Regresi Diagnostik

4.2.2.2.1 Identifikasi Leverage

Penentuan nilai yang memiliki *leverage* yang besar didasarkan pada nilai *cutoff*. Nilai h_{ii} yang melebihi nilai *cutoff* dideteksi sebagai *outlier*. Dengan $n = 38$ dan $k = 7$ maka nilai *cutoff*-nya $M_h = \frac{(7+1)}{38} = 0,2105$ sehingga Nilai h_{ii} yang melebihi nilai *cutoff* dideteksi sebagai *outlier*.

Tabel 4.2 Nilai *Leverage*

| Data ke- | <i>Leverage</i> | Ket. | Data ke- | <i>Leverage</i> | Ket. |
|-----------------|------------------------|----------------|-----------------|------------------------|----------------|
| 1 | 0.26901 | <i>Outlier</i> | 20 | 0.07085 | Bukan |
| 2 | 0.11138 | Bukan | 21 | 0.41413 | <i>Outlier</i> |
| 3 | 0.14006 | Bukan | 22 | 0.37498 | <i>Outlier</i> |
| 4 | 0.31891 | <i>Outlier</i> | 23 | 0.15232 | Bukan |
| 5 | 0.12744 | Bukan | 24 | 0.18697 | Bukan |
| 6 | 0.53749 | <i>Outlier</i> | 25 | 0.18075 | Bukan |
| 7 | 0.12972 | Bukan | 26 | 0.16311 | Bukan |
| 8 | 0.15009 | Bukan | 27 | 0.52152 | <i>Outlier</i> |
| 9 | 0.39177 | <i>Outlier</i> | 28 | 0.16402 | Bukan |
| 10 | 0.17450 | Bukan | 29 | 0.17112 | Bukan |
| 11 | 0.30017 | <i>Outlier</i> | 30 | 0.07997 | Bukan |
| 12 | 0.44840 | <i>Outlier</i> | 31 | 0.02846 | Bukan |
| 13 | 0.20822 | Bukan | 32 | 0.11934 | Bukan |
| 14 | 0.24209 | <i>Outlier</i> | 33 | 0.01107 | Bukan |
| 15 | 0.44723 | <i>Outlier</i> | 34 | 0.33335 | <i>Outlier</i> |
| 16 | 0.15298 | Bukan | 35 | 0.01726 | Bukan |
| 17 | 0.31524 | <i>Outlier</i> | 36 | 0.07325 | <i>Outlier</i> |
| 18 | 0.10796 | Bukan | 37 | 0.11069 | <i>Outlier</i> |
| 19 | 0.21475 | <i>Outlier</i> | 38 | 0.03922 | Bukan |

Berdasarkan nilai *leverage* pada Tabel 4.2 dapat diketahui bahwa terdapat data yang nilainya lebih besar dari 0,2105. Hal tersebut menunjukkan bahwa termuat *outlier*.

4.2.2.2.2 Deteksi *Cook'sD*

Untuk *Cook'sD* digunakan nilai *cutoff* 1. Nilai yang melebihi nilai *cutoff* dideteksi sebagai *outlier*

Tabel 4.3 Nilai *Cooks'D*

| Data ke- | <i>Cooks'D</i> | Ket. | Data ke- | <i>Cook'sD</i> | Ket. |
|----------|----------------|----------------|----------|----------------|----------------|
| 1 | 1.07402 | <i>Outlier</i> | 20 | 0.00119 | Bukan |
| 2 | 0.10507 | Bukan | 21 | 2.25113 | <i>Outlier</i> |
| 3 | 0.21631 | Bukan | 22 | 0.39262 | Bukan |
| 4 | 1.13554 | <i>Outlier</i> | 23 | 0.82469 | Bukan |
| 5 | 1.09462 | <i>Outlier</i> | 24 | 1.94079 | <i>Outlier</i> |
| 6 | 1.58394 | <i>Outlier</i> | 25 | 1.06637 | <i>Outlier</i> |
| 7 | 0.00913 | Bukan | 26 | 0.02707 | Bukan |
| 8 | 0.02762 | Bukan | 27 | 1.99024 | <i>Outlier</i> |
| 9 | 1.72525 | <i>Outlier</i> | 28 | 0.02166 | Bukan |
| 10 | 0.01494 | Bukan | 29 | 0.03203 | Bukan |
| 11 | 0.96591 | Bukan | 30 | 0.00338 | Bukan |
| 12 | 0.09944 | Bukan | 31 | 0.00027 | Bukan |
| 13 | 1.26052 | <i>Outlier</i> | 32 | 0.00392 | Bukan |
| 14 | 1.16802 | <i>Outlier</i> | 33 | 1.00001 | <i>Outlier</i> |
| 15 | 2.33616 | <i>Outlier</i> | 34 | 1.19057 | <i>Outlier</i> |
| 16 | 0.17837 | Bukan | 35 | 0.00006 | Bukan |
| 17 | 0.08863 | Bukan | 36 | 1.00208 | <i>Outlier</i> |
| 18 | 0.07446 | Bukan | 37 | 1.00308 | <i>Outlier</i> |
| 19 | 1.03778 | <i>Outlier</i> | 38 | 0.00031 | Bukan |

Berdasarkan nilai *Cooks'D* pada Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa terdapat data yang nilainya lebih besar dari 1. Hal tersebut menunjukkan bahwa terdapat *outlier*.

4.2.3 Analisis Data

4.2.3.1 Model Regresi Logistik

Sebelum mencari model GWLR, maka langkah pertama dicari adalah model regresi global (regresi logistik) dengan hasil berikut:

Pengujian model regresi logistik secara serentak bertujuan untuk mengetahui signifikansi parameter β terhadap variabel respon secara bersama-sama.

Hipotesis yang dilakukan sebagai berikut:

$$H_0: \beta_k = 0; k = 1, 2, \dots, 7$$

(tidak terdapat satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap prevalensi balita kurang gizi)

$$H_1: \text{paling tidak terdapat satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, 7$$

(terdapat satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap prevalensi balita kurang gizi)

Hasil pengujian serentak dengan model regresi logistik didapatkan nilai deviansi G^2 sebesar 31.828373. Taraf signifikansi 10% didapatkan nilai $\chi^2_{(0,1;7)}$ sebesar 12,01704. Nilai deviansi G^2 lebih besar dari nilai $\chi^2_{(0,1;7)}$ 12,01704 sehingga dapat dikatakan tolak H_0 yang berarti bahwa paling tidak terdapat satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap prevalensi balita kurang gizi. Dengan menggunakan *software* GWR4, yaitu salah satu *software* untuk mengolah data spasial, diperoleh penaksiran parameter model regresi logistik sebagai berikut:

Tabel 4.4 Penaksiran Parameter Model Regresi Logistik

| Parameter | Estimasi | Standart Error | Z_{hit} | Odds Ratio |
|-----------|-----------|----------------|-----------|------------|
| β_0 | -1,248907 | 0,553988 | -2,254395 | 0.286818 |
| β_1 | -0,708633 | 0,936590 | -0,750069 | 0.492317 |
| β_2 | -0,659969 | 0,722885 | -0,912965 | 0.516867 |
| β_3 | -0,239065 | 0,520055 | -0,459691 | 0.787364 |
| β_4 | -0,451157 | 0,545859 | -0.826507 | 0.636891 |
| β_5 | -0,447644 | 0.572601 | -0.781773 | 0.639132 |
| β_6 | -0,782385 | 0,569294 | -1.374309 | 0.457314 |
| β_7 | 1,363508 | 1,2488221 | 1.092362 | 3.909886 |

Berdasarkan Tabel 4.4 diperoleh nilai estimasi parameter untuk setiap parameter. Dengan menggunakan tingkat signifikansi (α) sebesar 10% diperoleh nilai $Z_{\frac{\alpha}{2}} = 1,64$. Sehingga, terdapat satu parameter yang signifikan terhadap model yaitu β_7 karena $|Z_{hit}| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$. Model regresi logistik untuk prevalensi balita kurang gizi di Provinsi Jawa Timur yaitu:

$$\hat{\pi}(x) = \frac{\exp\left(\begin{matrix} -1,248 - 0,708x_1 - 0,659x_2 - 0,239x_3 - \\ 0,451x_4 - 0,447x_5 - 0,782x_6 + 1,363x_7 \end{matrix}\right)}{1 + \left(\begin{matrix} -1,248 - 0,708 - 0,659 - 0,239x_3 - \\ 0,451x_4 - 0,447x_5 - 0,782x_6 + 1,363x_7 \end{matrix}\right)}$$

Model transformasi logitnya adalah:

$$g(x) = -1,248 - 0,708 - 0,659 - 0,239x_3 - 0,451x_4 - 0,447x_5 - 0,782x_6 + 1,363x_7$$

Jika nilai *odd ratio* lebih kecil dari 1 maka, antara variabel prediktor dan variabel respon terdapat hubungan negatif setiap kali perubahan nilai variabel prediktor. Jika nilai *odd ratio* lebih besar dari 1 maka antara variabel prediktor dan variabel respon terdapat hubungan positif setiap kali perubahan nilai variabel prediktor. Model logit di atas menjelaskan bahwa apabila terjadi peningkatan 1% rata-rata konsumsi makanan yang ditangani di suatu Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur maka, peluang Kabupaten/Kota di Jawa Timur masuk dalam kategori prevalensi balita kurang gizi yang tinggi berkurang sebesar 39,09% dibandingkan daerah persentase prevalensi balita kurang gizi yang memiliki kekurangan gizi balita rendah. Kabupaten/Kota di Jawa Timur mempunyai peluang masuk kategori prevalensi balita kurang gizi yang rendah jika berkurangnya persentase rata-rata konsumsi makanan.

Selanjutnya, digunakan pengujian kesesuaian model. Pengujian kesesuaian model regresi logistik digunakan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan antara hasil observasi dengan kemungkinan hasil prediksi. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_k = 0; k = 0, 1, 2, \dots, 7$$

(tidak ada perbedaan antara hasil observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model).

$$H_1 : \beta_k \neq 0; k = 0, 1, 2, \dots, 7$$

(ada perbedaan antara hasil observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model).

4.2.3.2 Model GWLR

Dalam mendapatkan model GWLR maka langkah pertama adalah menentukan letak geografis pada masing-masing Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur (Lampiran 7), setelah diperoleh letak geografis maka langkah selanjutnya, yaitu memilih *bandwidth optimum* dengan menggunakan *software R* 2.11.1. Perhitungan *bandwidth* untuk fungsi pembobot adaptif gaussian kernel didasarkan pada jarak suatu lokasi dengan tetangga terdekat (q) yang memberikan pengaruh terhadap lokasi tersebut. Jarak *euclidean* antar lokasi dapat dihitung berdasarkan letak geografis tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Suatu lokasi ke- i dapat ditentukan urutan lokasi-lokasi lain yang berdekatan berdasarkan jarak *euclidean* sehingga akan didapatkan urutan tetangga terdekat untuk seluruh lokasi pengamatan (Lampiran 12). Setiap lokasi pusat akan diperoleh nilai *bandwidth optimum* yang berbeda-beda. Hasil iterasi diperoleh *bandwidth optimum* untuk tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur sebagai berikut:

Tabel 4.5 Nilai *Bandwidth Optimum* (Adaptif Gaussian Kernel) di Provinsi Jawa Timur

| No | Kabupaten/Kota | <i>Bandwidth</i> |
|----|-----------------------|------------------|
| 1 | Kabupaten Pacitan | 1.3299442 |
| 2 | Kabupaten Ponorogo | 0.7353831 |
| 3 | Kabupaten Trenggalek | 0.9970120 |
| 4 | Kabupaten Tulungagung | 0.9374390 |
| 5 | Kabupaten Blitar | 0.8570231 |
| 6 | Kabupaten Kediri | 0.5263032 |
| 7 | Kabupaten Malang | 0.5360004 |
| 8 | Kabupaten Lumajang | 1.0407463 |
| 9 | Kabupaten Jember | 1.1879325 |
| 10 | Kabupaten Banyuwangi | 1.9093678 |
| 11 | Kabupaten Bondowoso | 1.1107165 |
| 12 | Kabupaten Situbondo | 1.1569324 |
| 13 | Kabupaten Probolinggo | 0.6551276 |
| 14 | Kabupaten Pasuruan | 0.6281719 |
| 15 | Kabupaten Sidoarjo | 0.4741109 |
| 16 | Kabupaten Mojokerto | 0.5060456 |
| 17 | Kabupaten Jombang | 0.5945520 |
| 18 | Kabupaten Nganjuk | 0.7669379 |
| 19 | Kabupaten Madiun | 1.0113743 |
| 20 | Kabupaten Magetan | 1.0656737 |
| 21 | Kabupaten Ngawi | 0.9914128 |
| 22 | Kabupaten Bojonegoro | 0.8858111 |
| 23 | Kabupaten Tuban | 1.0344429 |
| 24 | Kabupaten Lamongan | 0.5961209 |
| 25 | Kabupaten Gresik | 0.6145999 |
| 26 | Kabupaten Bangkalan | 0.6437973 |
| 27 | Kabupaten Sampang | 0.9104868 |
| 28 | Kabupaten Pamekasan | 1.0199841 |
| 29 | Kabupaten Sumenep | 1.1754404 |
| 30 | Kota Kediri | 0.5510837 |
| 31 | Kota Blitar | 0.8377245 |
| 32 | Kota Malang | 0.5400863 |
| 33 | Kota Probolinggo | 0.7513299 |
| 34 | Kota Pasuruan | 0.5178322 |
| 35 | Kota Mojokerto | 0.5254399 |
| 36 | Kota Madiun | 0.9620767 |
| 37 | Kota Surabaya | 0.5622077 |
| 38 | Kota Batu | 0.5069175 |

Setelah mendapatkan nilai *bandwidth optimum*, maka langkah selanjutnya adalah mendapatkan matriks pembobot pada masing-masing Kabupaten/Kota. Dalam penelitian ini akan digunakan pembobot fungsi adaptif gaussian kernel.

Misalkan matriks pembobot di lokasi (u_1, v_1) adalah $W(u_1, v_1)$ maka langkah awal sebelum mendapatkan matriks pembobot ini adalah dengan mencari jarak *euclidean* lokasi (u_1, v_1) yaitu Kabupaten Pacitan ke semua lokasi penelitian.

Tabel 4.6 Jarak *Euclidean* dan Matriks Pembobot di Kabupaten Pacitan

| No | Kabupaten/Kota | Jarak <i>Euclidean</i> | $W_i(u_i, v_i)$ |
|----|-----------------------|------------------------|-----------------|
| 1 | Kabupaten Pacitan | 0,00000 | 1,00000 |
| 2 | Kabupaten Ponorogo | 0,70358 | 0,00404 |
| 3 | Kabupaten Trenggalek | 0,72516 | 0,00456 |
| 4 | Kabupaten Tulungagung | 1,47054 | 0,02161 |
| 5 | Kabupaten Blitar | 0,834101313 | 0,00612357 |
| 6 | Kabupaten Kediri | 0,975205107 | 0,008510592 |
| 7 | Kabupaten Malang | 6,379608138 | 0,377813074 |
| 8 | Kabupaten Lumajang | 1,888180341 | 0,039025897 |
| 9 | Kabupaten Jember | 2,611991577 | 0,087483022 |
| 10 | Kabupaten Banyuwangi | 2,971131939 | 0,121551638 |
| 11 | Kabupaten Bondowoso | 2,576897359 | 0,083695495 |
| 12 | Kabupaten Situbondo | 2,971131939 | 0,121551638 |
| 13 | Kabupaten Probolinggo | 1,470544117 | 0,02160771 |
| 14 | Kabupaten Pasuruan | 1,843908891 | 0,036815622 |
| 15 | Kabupaten Sidoarjo | 1,878829423 | 0,037672461 |
| 16 | Kabupaten Mojokerto | 1,190042016 | 0,012618411 |
| 17 | Kabupaten Jombang | 1,44191678 | 0,020361406 |
| 18 | Kabupaten Nganjuk | 0,998060619 | 0,00855759 |
| 19 | Kabupaten Madiun | 0,976933979 | 0,00788187 |
| 20 | Kabupaten Magetan | 0,844037914 | 0,005700566 |
| 21 | Kabupaten Ngawi | 0,972676719 | 0,007629193 |
| 22 | Kabupaten Bojonegoro | 1,40064271 | 0,017020399 |
| 23 | Kabupaten Tuban | 1,633623274 | 0,023760523 |
| 24 | Kabupaten Lamongan | 11,44255762 | 1,000097472 |
| 25 | Kabupaten Gresik | 1,655294536 | 0,02804124 |
| 26 | Kabupaten Bangkalan | 2,227038392 | 0,052864786 |
| 27 | Kabupaten Sampang | 2,754509938 | 0,089234469 |
| 28 | Kabupaten Pamekasan | 2,702725476 | 0,089306437 |
| 29 | Kabupaten Sumenep | 4,388991912 | 0,310146515 |
| 30 | Kota Kediri | 1,072127325 | 0,010613084 |
| 31 | Kota Blitar | 1,246635472 | 0,014691643 |
| 32 | Kota Malang | 1,252926574 | 0,014734097 |
| 33 | Kota Probolinggo | 2,250161105 | 0,059060764 |
| 34 | Kota Pasuruan | 1,7 | 0,029606288 |
| 35 | Kota Mojokerto | 1,604644509 | 0,025992596 |
| 36 | Kota Madiun | 0,860232527 | 0,006247906 |
| 37 | Kota Surabaya | 1,962945746 | 0,041351568 |
| 38 | Kota Batu | 11,37538571 | 1,00007 |

Matriks pembobot pada Tabel 4.6 digunakan untuk menaksir model GWLR di suatu kabupaten. Sehingga, misalkan diambil wilayah Kabupaten Pacitan dengan $W(u_1, v_1)$ sebagai berikut:

$$\begin{aligned} W(u_1, v_1) &= \text{diag}[W_1(u_1, v_1); W_2(u_1, v_1); \dots; W_{38}(u_1, v_1)] \\ &= \text{diag}[1; 0,00404; \dots; 1,00007] \end{aligned}$$

Fungsi matriks pembobot tersebut, di setiap Kabupaten/Kota dihitung untuk menaksir parameter model GWLR pada setiap lokasi (u_i, v_i) . Untuk mengetahui penaksiran parameter di lokasi (u_2, v_2) hingga (u_{38}, v_{38}) dilakukan dengan cara yang sama seperti pada lokasi (u_1, v_1) . Penaksiran parameter model GWLR diperoleh dengan memasukkan pembobot spasial dalam perhitungannya menggunakan metode IRLS yang dapat diselesaikan dengan *software* GWR4, sehingga didapatkan nilai taksiran parameter di semua lokasi $(u_i, v_i), i = 1, 2, \dots, 38$ (Lampiran 11).

Tabel 4.7 Penaksiran Parameter Model GWLR dengan Adaptif Gaussian Kernel

| Model GWLR | | | | | |
|------------|---------------------|-----------|-----------|----------|----------|
| | Nilai $\hat{\beta}$ | | Mean | StDev | Range |
| | Max | Min | | | |
| Intercept | -1.063539 | -1.497325 | 1.228795 | 0.145955 | 0.433785 |
| X_1 | -0.298156 | -0.822887 | -0.486270 | 0.163218 | 0.524732 |
| X_2 | -0.565759 | -0.735687 | -0.619743 | 0.063238 | 0.169928 |
| X_3 | -0.176478 | -0.288256 | -0.219813 | 0,037601 | 0.111778 |
| X_4 | -0.300103 | -0.650048 | -0,459264 | 0.117046 | 0.349945 |
| X_5 | -0.248302 | -0.671298 | -0.449494 | 0.154753 | 0.422996 |
| X_6 | -0.639995 | -0.938282 | -0.761781 | 0.100750 | 0.298287 |
| X_7 | 1.813180 | 1.162504 | 1.507523 | 0.224702 | 0.650676 |

Setelah diperoleh penaksiran parameter model regresi logistik dan model GWLR maka langkah selanjutnya adalah mengetahui ada tidaknya perbedaan yang signifikan antara model logistik dan model GWLR

Pengujian hipotesis diperlukan untuk mengetahui apakah model GWLR lebih sesuai digunakan dibandingkan dengan model regresi logistik. Hipotesisnya sebagai berikut:

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k; k = 1, 2, \dots, 7$ (tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi logistik dan GWLR)

H_1 : paling sedikit ada satu $\beta_k(u_i, v_i)$ yang berhubungan dengan lokasi (u_i, v_i) (ada perbedaan yang signifikan antara model regresi logistik dan GWLR)

Pengujian kesamaan model dilakukan dengan menggunakan uji F dan diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.8 Uji Kesesuaian Model Regresi Logistik dan Model GWLR

| Model | Deviansi | Df | Devians/df | F_{hit} |
|-------------------------|----------|--------|------------|-----------|
| Regresi Logistik | 31,828 | 30,00 | 1.061 | |
| GWLR (Adaptif Gaussian) | 27,700 | 28,141 | 0.984 | 3,676 |

Nilai F_{hit} yang dihasilkan pada jenis pembobot adaptif gaussian kernel ditampilkan pada Tabel 4.8. Dengan menggunakan tingkat signifikansi $\alpha = 0,1$ diperoleh F_{hit} dengan menggunakan pembobot adaptif gaussian kernel yaitu sebesar 3,676. Maka nilai $F_{(0,1;7;30)} = 1,927$ sehingga tolak H_0 yang berarti terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi logistik dengan model GWLR. Hal ini berarti bahwa terdapat paling tidak ada satu parameter $\beta_k(u_i, v_i)$ yang berhubungan dengan lokasi (u_i, v_i) . Langkah analisis selanjutnya untuk mengetahui model terbaik adalah menggunakan kriteria AIC. Model terbaik yaitu model yang memiliki nilai AIC terkecil.

Setelah menguji nilai F_{hit} dan F_{tabel} , penentuan model terbaik juga dapat diperoleh dengan menganalisis deviansi yang ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 4.9 Analisis Deviansi

| <i>GWR Analysis of Deviance Table</i> | | | |
|---------------------------------------|-----------------|------------|---------------------|
| <i>Source</i> | <i>Deviance</i> | <i>DOF</i> | <i>Deviance/DOF</i> |
| Global model | 31,828 | 30,00 | 1.061 |
| GWR model | 27,700 | 28,141 | 0,984 |
| <i>Difference</i> | 4.129 | 1.859 | 2,221 |

Berdasarkan Tabel 4.9 di atas dapat disimpulkan bahwa karena, deviansi dari model GWLR lebih kecil, maka dapat dikatakan bahwa model GWLR lebih baik dari pada model regresi logistik global.

Dalam model GWLR akan ditunjukkan variabel yang mempunyai variabilitas spasial sebagaimana yang ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 4.10 Analisis Variabel Berpengaruh Spasial

| <i>Geographical variability tests of local coefficients</i> | | | |
|---|-------------------------|--------------------|--------------------------|
| <i>Variable</i> | <i>Diff of deviance</i> | <i>Diff of DOF</i> | <i>DIFF of Criterion</i> |
| <i>Intercept</i> | 0,843451 | 0,086461 | -0,531055 |
| X_1 | 0,576899 | 0,157151 | -0,010524 |
| X_2 | 0,153367 | 0,081074 | 0,139619 |
| X_3 | 0,057925 | 0,115479 | 0,358882 |
| X_4 | 0,830911 | 0,133715 | 0,348598 |
| X_5 | 1,019316 | 0,073832 | -0,752431 |
| X_6 | 0,506386 | 0,125785 | -0,052549 |
| X_7 | 0,428291 | 0,229054 | 0,395107 |

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

Dari Tabel 4.10 terlihat bahwa yang bertanda negatif pada kolom *DIFF of Criterion* pada variabel X_1 , X_2 , X_5 , dan X_6 sehingga, dapat dikatakan bahwa variabel berikut mempunyai pengaruh spasial, yaitu presentase persalinan pertama dengan dokter, persentase penduduk miskin, persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap, dan persentase rata-rata konsumsi makanan.

Untuk mencari parameter mana saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap model GWLR, maka dilakukan pengujian secara parsial. Nilai Z_{hitung} yang diperoleh berdasarkan hasil analisis selanjutnya dibandingkan dengan nilai Z_{tabel} dengan α sebesar 10% yang disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 4.11 Estimasi Model GWLR

| Variable | Estimate | Standard Error | Z (Est/SE) | Exp (Est) |
|-----------|-----------|----------------|------------|-----------|
| Intercept | 1,761081 | 0,553988 | 2,254395 | 0,286818 |
| X_1 | 2,863371 | 0,936590 | 1,750069 | 1,492317 |
| X_2 | -0,546098 | 0,722885 | -0,912965 | 0,516867 |
| X_3 | -1,567256 | 0,520055 | -2,459691 | 0,787364 |
| X_4 | -0,674531 | 0,545859 | -0,826507 | 0,636891 |
| X_5 | -0,556991 | 0,572601 | -0,781773 | 0,639132 |
| X_6 | -2,675470 | 0,569294 | -1,674309 | 0,457314 |
| X_7 | 1,363508 | 1,2488221 | 1,792362 | 3,909886 |

Hasil di atas menunjukkan bahwa nilai (Z_{tabel}) = 1,64 diperoleh parameter yang signifikan yaitu, β_0 , β_1 , β_3 , β_6 , dan β_7 , sehingga diperoleh model GWLR untuk prevalensi balita kurang gizi adalah sebagai berikut:

$$\hat{\pi}(x) = \frac{\exp\left(\begin{array}{c} 2,863371 + 2,863371X_{i1} - 1,567256X_{i3} \\ -2,675470X_{i6} + 1,363508X_{i7} \end{array}\right)}{1 + \exp\left(\begin{array}{c} 1,248907 + 2,708633X_{i1} - 1,239065X_{i3} \\ -2,782385X_{i6} + 1,363508X_{i7} \end{array}\right)}$$

Model transformasi logitnya adalah

$$g(x) = 1,248907 + 2,708633X_{i1} - 1,239065X_{i3} - 2,782385X_{i6} + 1,363508X_{i7}$$

Model logit di atas menjelaskan bahwa apabila terjadi peningkatan persentase persalinan pertama dengan dokter di Jawa Timur sebesar 1%, maka peluang Kabupaten Pacitan masuk dalam kategori prevalensi balita kurang gizi berkurang sebesar 14,92% dibandingkan persentase prevalensi balita kurang gizi rendah. Apabila terjadi peningkatan persentase balita yang mendapat vitamin A sebesar 1% maka peluang Kabupaten Pacitan masuk dalam kategori prevalensi balita kurang gizi tinggi berkurang sebesar 7,87% dibandingkan prevalensi balita kurang gizi rendah. Apabila terjadi peningkatan Persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap sebesar 1% maka peluang Kabupaten Pacitan masuk dalam kategori prevalensi balita kurang gizi tinggi berkurang sebesar 6,39% dibandingkan

prevalensi balita kurang gizi rendah. Apabila terjadi peningkatan cakupan rata-rata konsumsi makanan sebesar 1% maka peluang Kabupaten Pacitan masuk dalam kategori prevalensi balita kurang gizi tinggi berkurang sebesar 39,09% dibandingkan prevalensi balita kurang gizi rendah.

Hal ini tidak berarti bahwa parameter tersebut juga signifikan untuk setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur. Pengelompokan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap persentase prevalensi balita kurang gizi di Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada Tabel 4.21.

4.2.3.4 Model GWLR pada Data yang Mengandung *Outlier*

Setelah diperoleh model GWLR, maka langkah selanjutnya adalah melakukan analisis dengan menggunakan model GWLR pada data yang mengandung *outlier*. Pada analisis dengan menggunakan model ini, β dan $\beta(u_i, v_i)$ akan diolah dengan menggunakan metode IRLS dengan metode Bianco-Yohai sehingga akan didapatkan $\hat{\beta}$ dan $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ baru dengan model GWLR yang mengandung *outlier*. Dengan menggunakan *software* MATLAB.7.10.0 (R2010a), maka diperoleh hasil estimasi model GWLR pada data yang mengandung *outlier* adalah:

Tabel 4.12 Estimasi Model GWLR pada Data yang Mengandung *Outlier*

| <i>Variable</i> | <i>Estimate</i> |
|------------------|-----------------|
| <i>Intercept</i> | -0.528850 |
| X1 | 0.011282 |
| X2 | 0.007425 |
| X3 | 0.004943 |
| <i>Variable</i> | <i>Estimate</i> |
| X4 | 0.003261 |
| X5 | -0.041706 |
| X6 | -0.005216 |
| X7 | 0.018419 |

Setelah didapatkan estimasi model GWLR pada data yang mengandung *outlier*, langkah selanjutnya adalah menguji kesesuaian model GWLR pada data

yang mengandung *outlier*. Uji ini menggunakan statistik uji F. Uji kesesuaian model GWLR pada data yang mengandung *outlier* menggunakan hipotesis sebagai berikut:

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

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

Dengan menggunakan *software* MATLAB.7.10.0 (R2010a), maka diperoleh nilai F_{hitung} sebesar 2,278. Dengan melihat tabel F, maka diperoleh nilai F_{tabel} sebesar 1,927. Jika dibandingkan adalah $F_{hitung} > F_{tabel}$. Berdasarkan perbandingan tersebut, maka diperoleh keputusan menolak H_0 . Berdasarkan hasil yang telah diperoleh, maka dapat disimpulkan bahwa model GWLR pada data yang mengandung *outlier* berbeda dengan model GWLR.

Setelah dilakukan pengujian kesesuaian model, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian parameter model. Pengujian terhadap parameter ini dilakukan dengan menggunakan uji F. Hipotesis yang digunakan untuk pengujian serentak terhadap parameter model adalah:

H_0 : Tidak ada pengaruh signifikan dari variabel prediktor x antara satu lokasi ke lokasi lainnya.

H_1 : Ada pengaruh signifikan dari variabel prediktor x antara satu lokasi ke lokasi lainnya.

Dengan menggunakan *software* MATLAB.7.10.0 (R2010a), maka diperoleh nilai F_{hitung} sebesar 15,5999. Dengan melihat tabel F, maka diperoleh nilai F_{tabel} sebesar 2,42. Jika dibandingkan adalah $F_{hitung} > F_{tabel}$. Berdasarkan

hasil yang telah diperoleh, maka dapat disimpulkan bahwa ada pengaruh signifikan dari variabel prediktor X yang bersifat lokal antara satu lokasi dengan lokasi lainnya.

Setelah diketahui bahwa terdapat pengaruh yang signifikan dari variabel prediktor, maka dapat dibentuk model GWLR pada data yang mengandung *outlier* untuk kasus prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur tahun 2013 adalah:

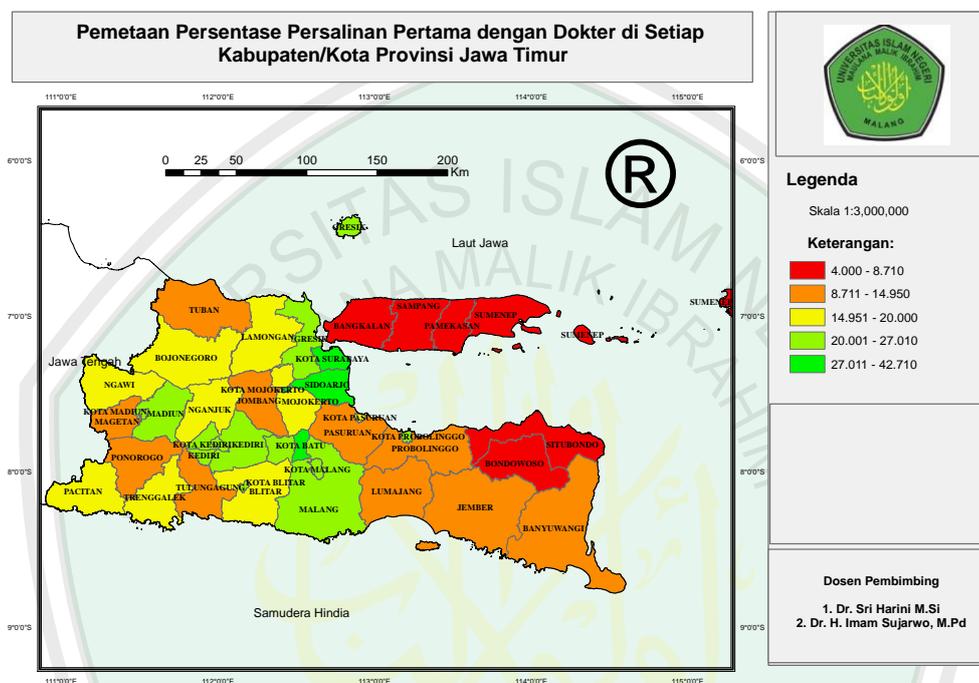
$$y = \frac{\exp\left(-0.528850 + 0.011282 X_{i1} + 0.007425 X_{i2} + 0.004943 X_{i3} + 0.003261X_{i4} - 0.041706X_{i5} - 0.005216X_{i6} + 0.018419X_{i7}\right)}{1 + \exp\left(-0.528850 + 0.011282 X_{i1} + 0.007425 X_{i2} + 0.004943 X_{i3} + 0.003261X_{i4} - 0.041706X_{i5} - 0.005216X_{i6} + 0.018419X_{i7}\right)}$$

Setelah dilakukan pengujian parameter dan diperoleh model, langkah selanjutnya adalah membandingkan antara model GWLR dengan model GWLR 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 GWLR yaitu $AIC = 45,990934$, sedangkan dengan menggunakan *software* MATLAB.7.10.0 (R2010a) model GWLR yang mengandung *outlier* diperoleh nilai $AIC = 32,6217$. Karena nilai AIC pada model GWLR pada data yang mengandung *outlier* lebih kecil daripada model GWLR, maka dapat disimpulkan bahwa model GWLR pada data yang mengandung *outlier* lebih baik dalam menjelaskan prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur pada tahun 2013.

4.2.4 Output Peta

Statistik deskriptif berupa pemetaan prevalensi balita kurang gizi beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 dapat

dilihat pada gambar di bawah yaitu, peta tematik untuk prevalensi balita kurang gizi beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya di setiap Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur Tahun 2013.



Gambar 4.9 Peta Tematik dari Persentase Persalinan Pertama dengan Dokter di Jawa Timur Tahun 2013

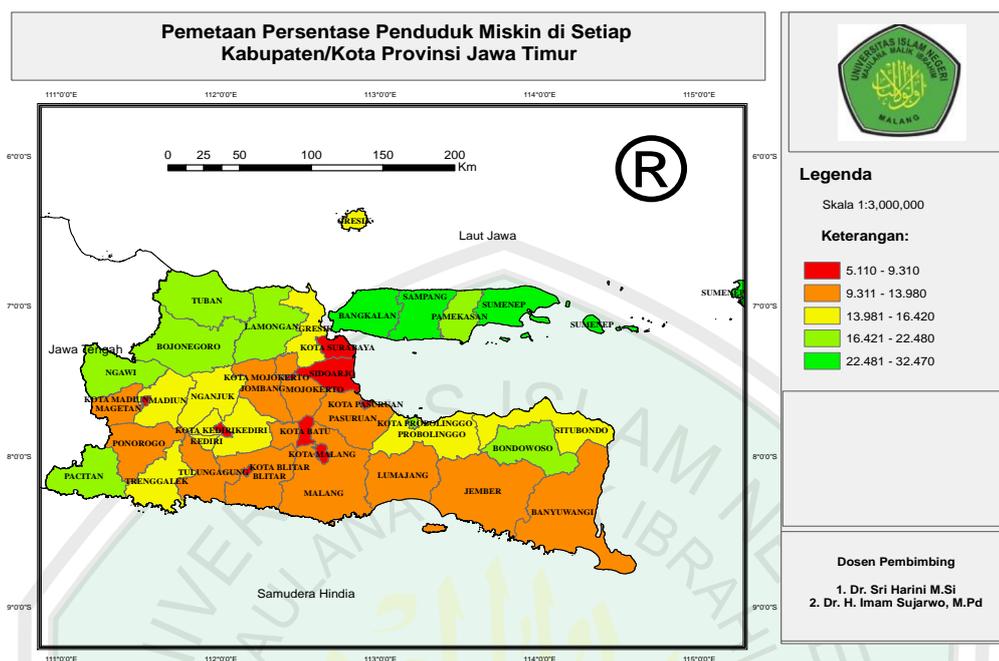
Gambar 4.9 tersebut menjelaskan mengenai persentase persalinan pertama dengan dokter untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Dari gambar wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 5 kelompok, yaitu kelompok yang berwarna merah, orange, kuning, hijau muda, dan hijau tua. Berdasarkan peta tersebut, terdapat beberapa daerah yang persentase persalinan pertama dengan dokter dengan kelompok persentase tertinggi (ditandai dengan warna hijau tua) dengan persentase antara 27,001 hingga 42,710 persentase persalinan pertama dengan dokter yang terdiri dari 3 wilayah, yaitu Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, dan Kota Batu. Kelompok dengan jumlah terendah (ditandai dengan warna merah) dengan persentase antara 40,00 hingga 8,710 persentase persalinan

pertama dengan dokter yang terdiri dari 6 wilayah, yaitu Kabupaten Sumenep, kabupaten Sampang, Kabupaten Pamekasan, Kabupaten Bangkalan, Kabupaten Bondowoso dan Kabupaten Situbondo. Pada kelompok berwarna *orange* dengan persentase antara 8,711 hingga 11,4950 persentase persalinan pertama dengan dokter terdiri dari 14 wilayah yaitu, Kota Madiun, Kabupaten Magetan, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Tuban, Kabupaten Jombang, Kota Mojokerto, Kabupaten Pasuruan, Kota Pasuruan, Kota Probolinggo, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Jember, Kabupaten Banyuwangi. Kelompok berwarna kuning dengan persentase antara 14,951 hingga 20,000 persentase persalinan pertama dengan dokter terdiri dari 9 wilayah, yaitu Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Ngawi, Kabupaten Lamongan, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Pacitan, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Blitar, Kota Blitar. Sedangkan, pada kelompok berwarna hijau muda dengan persentase antara 20,001 hingga 27,010 persentase persalinan pertama dengan dokter terdiri dari 6 wilayah, yaitu Kabupaten Gresik, Kabupaten Madiun, Kabupaten Kediri, Kota Kediri, dan Kabupaten Malang, dan Kota Malang.

Adapun pengelompokan persentase persalinan pertama dengan dokter pada setiap wilayah Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 4.13 Pengelompokan Persalinan Pertama dengan Dokter di 38 Kabupaten/Kota

| No | Kelompok | Wilayah Kabupaten/Kota | Keterangan |
|----|------------------|--|---|
| 1 | Warna Merah | Kab.Sumenep, Kab.Sampang, Kab.Pamekasan, Kab.Bangkalan, Kab.Bondowoso, Kab.Situbondo | Daerah Kabupaten/ Kota yang melakukan persalinan pertama dengan dokter dengan presentase sangat rendah. |
| 2 | Warna Orange | Kota Madiun, Kab.Magetan, Kab.Ponorogo, Kab.Tulungagung, Kab.Tuban, Kab.Jombang, Kota Mojokerto, Kab.Pasuruan, Kota Pasuruan, Kota Probolinggo, Kab.Probolinggo, Kab.Lumajang, Kab.Jember, Kab.Banyuwangi. | Daerah Kabupaten/ Kota yang melakukan persalinan pertama dengan dokter dengan presentase rendah. |
| 3 | Warna Kuning | Kab.Bojonegoro, Kab.Ngawi, Kab.Lamongan, Kab.Nganjuk, Kab.Mojokerto, Kab.Pacitan, Kab.Trenggalek, Kab.Blitar, Kota Blitar. | Daerah Kabupaten/ Kota yang melakukan persalinan pertama dengan dokter dengan presentase sedang |
| 4 | Warna Hijau Muda | Kab.Gresik, Kab.Madiun, Kab.Kediri, Kota Kediri, dan Kab.Malang, Kota Malang . | Daerah Kabupaten/ Kota yang melakukan persalinan pertama dengan dokter dengan presentase tinggi |
| 5 | Warna Hijau Tua | Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kota Batu | Daerah Kabupaten/ Kota yang melakukan persalinan pertama dengan dokter dengan presentase sangat tinggi |



Gambar 4.10 Peta Tematik dari Persentase Penduduk Miskin di Jawa Timur Tahun 2013

Gambar 4.10 di atas menjelaskan mengenai persentase penduduk miskin untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Dari gambar wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 5 kelompok, yaitu kelompok yang berwarna merah, *orange*, kuning, hijau muda, dan hijau tua. Berdasarkan peta tersebut, terdapat beberapa daerah yang memiliki persentase penduduk miskin dengan kelompok persentase tertinggi (ditandai dengan warna hijau tua) dengan persentase 22,481 hingga 32,470 persentase penduduk miskin yang hanya terdiri dari 3 wilayah, yaitu Kabupaten Bangkalan, Kabupaten Sampang, dan Kabupaten Sumenep. Kelompok dengan jumlah terendah (ditandai dengan warna merah) dengan persentase antara 5,110 hingga 9,310 persentase penduduk miskin yang terdiri dari 9 wilayah, yaitu Kota Madiun, Kota Blitar, Kota Kediri, Kota Batu, Kota Malang, Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kota Mojokerto, dan Kota Pasuruan. Pada kelompok berwarna *orange* dengan persentase antara 9,311 hingga 13,980 persentase penduduk miskin terdiri dari 11 wilayah, yaitu

Kabupaten Magetan, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Blitar, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Jombang, Kabupaten Pasuruan Kabupaten Malang, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Jember, dan Kabupaten Banyuwangi. Kelompok berwarna kuning dengan persentase antara 13,981 hingga 16,420 persentase penduduk miskin terdiri dari 6 wilayah, yaitu Kabupaten Gresik, Kabupaten Madiun, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Kediri, Kabupaten Probolinggo, dan Kabupaten Situbondo, pada kelompok berwarna hijau muda dengan jumlah antara 16,421 hingga 22,480 persentase penduduk miskin terdiri dari 8 wilayah, yaitu Kabupaten Tuban, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Ngawi, dan Kabupaten Lamongan, Kabupaten Pacitan, Kota Probolinggo, Kabupaten Bondowoso, dan Kabupaten Pamekasan.

Adapun pengelompokan persentase penduduk miskin pada setiap wilayah Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 4.14 Pengelompokan Distribusi Penduduk Miskin di 38 Kabupaten/Kota

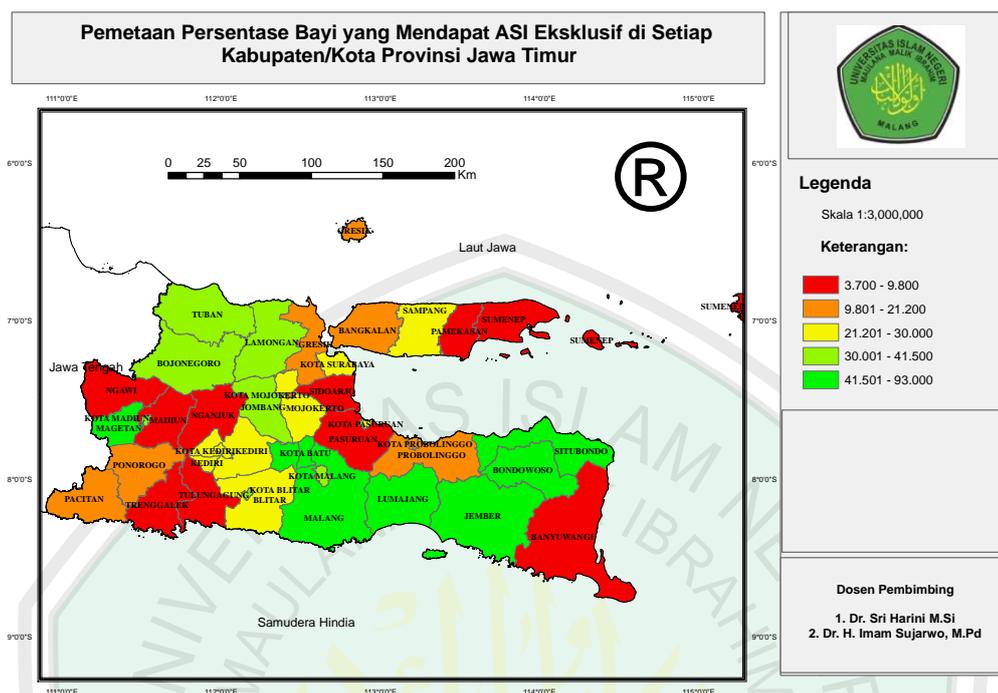
| No | Kelompok | Wilayah Kabupaten/Kota | Keterangan |
|----|------------------|--|---|
| 1 | Warna Merah | Kota Madiun, Kota Kediri, Kota Batu, Kota Malang, Kota Surabaya, Kab.Sidoarjo, dan Kota Pasuruan, Kota Blitar, Kota Mojokerto | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase penduduk miskin sangat rendah. |
| 2 | Warna Orange | Kab.Magetan, Kab.Ponorogo, Kab.Tulungagung, Kab.Blitar, Kab.Mojokerto, Kab.Jombang, Kab. Pasuruan Kab.Malang, Kab.Lumajang, Kab.Jember, Kab.Banyuwangi | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase penduduk miskin rendah. |
| 3 | Warna Kuning | Kab.Gresik, Kab.Madiun, Kab.Nganjuk, Kab.Trenggalek, Kab.Kediri, Kab.Probolinggo, Kab.Situbondo | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase penduduk miskin sedang |
| 4 | Warna Hijau Muda | Kab.Tuban, Kab.Bojonegoro, Kab.Ngawi, Kab.Lamongan, Kab.Pacitan, Kota Probolinggo, Kab.Bondowoso, Kab.Pamekasan | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase penduduk miskin yang tinggi. |
| 5 | Warna Hijau Tua | Kab.Bangkalan, Kab.Sampang, Kab.Sumenep | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase penduduk miskin yang sangat tinggi. |

hingga 78,710 persentase balita yang mendapat vitamin A terdiri dari 10 wilayah, yaitu Kabupaten Pacitan, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Lamongan, Kabupaten Bangkalan, Kabupaten Pamekasan, Kabupaten Jember, Kabupaten Situbondo, Kabupaten Banyuwangi, dan Kota Pasuruan. Kelompok berwarna kuning dengan persentase antara 78,711 hingga 85,410710 persentase balita yang mendapat vitamin A terdiri dari 9 wilayah, yaitu Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Ngawi, Kabupaten Malang, Kabupaten Blitar, Kota Batu, Kabupaten Pasuruan, Kabupaten Mojokerto, Kota Surabaya, dan Kabupaten Sumenep. Sedangkan pada kelompok berwarna hijau muda dengan persentase 85,411 hingga 92,230710. Persentase balita yang mendapat vitamin A terdiri dari 10 wilayah, yaitu Kabupaten Tuban, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Gresik, Kabupaten Sidoarjo, Kota Surabaya, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Sampang, Kota Madiun, dan Kota Mojokerto.

Adapun pengelompokan persentase balita yang mendapat vitamin A pada setiap wilayah Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 4.15 Pengelompokan Distribusi Balita Mendapat Vitamin A di 38 Kabupaten/Kota

| No | Kelompok | Wilayah Kabupaten/Kota | Keterangan |
|----|------------------|---|---|
| 1 | Warna Merah | Kab. Jombang, Kab. Kediri | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase balita mendapat vitamin A sangat rendah |
| 2 | Warna Orange | Kab.Pacitan, Kab.Trenggalek, Kab.Nganjuk, Kab.Lamongan, Kab.Bangkalan, Kab.Pamekasan, Kab.Jember, Kab.Situbondo, Kab.Banyuwangi, Kota Pasuruan, Kota Kediri | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase balita mendapat vitamin A rendah |
| 3 | Warna Kuning | Kab.Ponorogo, Kab.Ngawi, Kab.Malang, Kab.Blitar, Kota Batu, Kab.Pasuruan, Kab.Mojokerto, Kota Surabaya, Kab.Sumenep | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase balita mendapat vitamin A sedang |
| 4 | Warna Hijau Muda | Kab.Tuban, Kab.Bojonegoro, Kab.Gresik, Kab.Sidoarjo, Kab.Probolinggo, Kab.Bondowoso, Kab.Gresik, Kab.Sampang, Kota Madiun | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase balita mendapat vitamin A tinggi |
| 5 | Warna Hijau Tua | Kab.Magetan, Kab.Madiun, Kota Malang, Kota Blitar, Kota Probolinggo, Kab.Lumajang, Kab.Tulungagung | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase balita mendapat vitamin A sangat tinggi |



Gambar 4.12Peta Tematik dari PersentaseBayi yang Mendapat ASI Eksklusif di Jawa Timur Tahun 2013

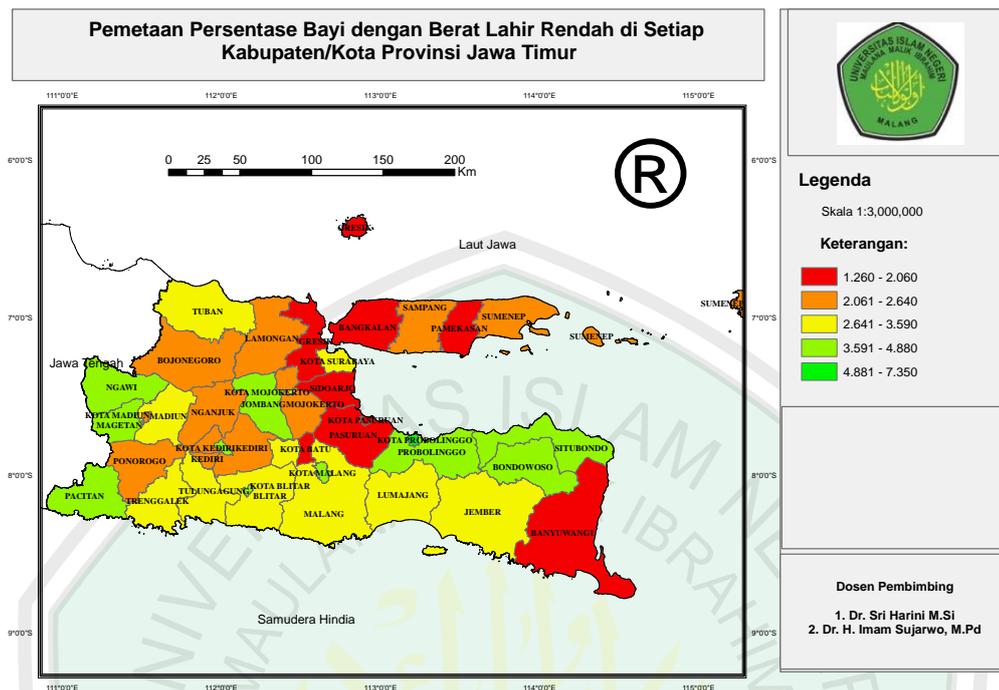
Gambar 4.12 di atas menjelaskan mengenai persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Dari gambar wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 5 kelompok, yaitu kelompok yang berwarna merah, *orange*, kuning, hijau muda, dan hijau tua. Berdasarkan peta tersebut, terdapat beberapa daerah yang memiliki persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif kelompok persentase tertinggi (ditandai dengan warna hijau tua) dengan persentase 41,501 hingga 93,000 persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif yang terdiri dari 8 wilayah, yaitu Kota Madiun, Kabupaten Magetan, Kota Batu, Kabupaten Malang, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Jember, Kabupaten Bondowoso, dan Kabupaten Situbondo. Kelompok dengan jumlah terendah (ditandai dengan warna merah) dengan persentase 3,700 hingga 9,800 persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif terdiri dari 10 wilayah, yaitu Kabupaten Ngawi, Kabupaten Madiun, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten

Tulungagung, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Pasuruan, Kabupaten Pamekasan, Kabupaten Sumenep, dan Kabupaten Banyuwangi. Pada kelompok berwarna *orange* dengan persentase antara 9,801 hingga 21,200 persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif terdiri dari 7 wilayah, yaitu Kabupaten Pacitan, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Gresik, Kabupaten Bangkalan, Kota Probolinggo, Kabupaten Probolinggo, dan Kota Mojokerto. Kelompok berwarna kuning dengan persentase 21,201 hingga 30,000 persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif terdiri dari 7 wilayah, yaitu Kota Kediri, Kabupaten Kediri Kota Pasuruan, Kota Blitar, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Sampang, dan Kota Surabaya. Sedangkan, pada kelompok berwarna hijau muda dengan persentase 30,001 hingga 41,500 persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif dari 6 wilayah, yaitu Kabupaten Tuban, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Lamongan, Kabupaten Jombang, Kota Malang, Kota Blitar, Kota Madiun, Kota Mojokerto.

Adapun persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif pada setiap wilayah Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 4.16 Pengelompokan Distribusi Bayi yang Mendapat ASI Eksklusif di 38 Kabupaten/Kota

| No | Kelompok | Wilayah Kabupaten/Kota | Keterangan |
|----|------------------|--|--|
| 1 | Warna Merah | Kab.Ngawi, Kab.Madiun, Kab.Nganjuk, Kab.Tulungagung, Kab.Trenggalek, Kab.Sidoarjo, Kab.Pasuruan, Kab.Pamekasan, Kab. Sumenep, Kab.Banyuwangi | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif sangat rendah |
| 2 | Warna Orange | Kab.Pacitan, Kab.Ponorogo, Kab.Gresik, Kab.Bangkalan, Kab.Probolinggo, Kota Probolinggo, Kota Mojokerto | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif rendah |
| 3 | Warna Kuning | Kota Kediri, Kota Pasuruan Kab. Kediri, Kab. Mojokerto, Kab. Sampang | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif sedang |
| 4 | Warna Hijau Muda | Kab.Tuban, Kab.Bojonegoro, Kab.Lamongan, Kab.Jombang, Kota Malang, Kota Blitar, Kota Mojokerto | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif tinggi |
| 5 | Warna Hijau Tua | Kota Madiun, Kab.Magetan, Kota Batu, Kab.Malang, Kab.Lumajang, Kab.Jember, Kab.Bondowoso, Kab.Situbondo, Kota Madiun | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat ASI eksklusif sangat tinggi |



Gambar 4.13Peta Tematik dari PersentaseBayi dengan Berat Lahir Rendah di Jawa Timur Tahun 2013

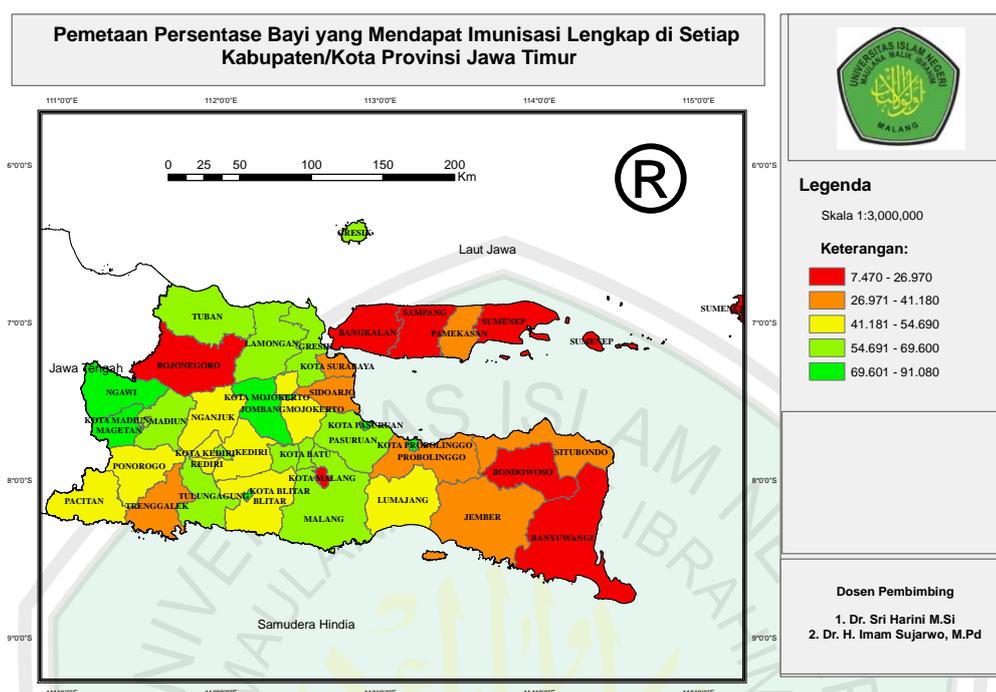
Gambar 4.13 di atas menjelaskan mengenai persentase bayi dengan berat lahir rendah untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Dari gambar wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 5 kelompok yaitu kelompok yang berwarna merah, *orange*, kuning, hijau muda, dan hijau tua. Berdasarkan peta tersebut, terdapat beberapa daerah yang memiliki persentase bayi dengan berat lahir rendah dengan kelompok persentase tertinggi (ditandai dengan warna hijau tua) dengan persentase 4,881 hingga 7,350 persentase bayi dengan berat lahir rendah terdiri dari 1 wilayah, yaitu Kota Probolinggo. Kelompok dengan persentase terendah (ditandai dengan warna merah) dengan persentase 1,260 hingga 2,060 persentase bayi dengan berat lahir rendah terdiri dari 8 wilayah, yaitu Kabupaten Gresik, Kabupaten Sidoarjo, Kota Pasuruan, Kabupaten Pasuruan, Kota Batu, Kabupaten Bangkalan, Kabupaten Pamekasan, dan Kabupaten Banyuwangi. Pada kelompok berwarna *orange* dengan

persentase antara 2,061 hingga 2,640 persentase bayi dengan berat lahir rendah terdiri dari 8 wilayah, yaitu Kota Madiun, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Kediri, Kabupaten Lamongan, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Sampang. Kelompok berwarna kuning dengan persentase 2,641 hingga 3,590 persentase bayi dengan berat lahir rendah terdiri dari 10 wilayah, yaitu Kabupaten Tuban, Kabupaten Madiun, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Blitar, Kota Surabaya, Kabupaten Malang, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Jember, dan Kota Mojokerto. Sedangkan, pada kelompok berwarna hijau muda dengan persentase 3,591 hingga 4,880 persentase bayi dengan berat lahir rendah terdiri dari 9 wilayah, yaitu Kabupaten Pacitan, Kabupaten Ngawi, Kabupaten Magetan, Kabupaten Jombang, Kota Malang, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Situbondo, Kota Blitar, dan Kota Kediri.

Adapun pengelompokan persentase bayi dengan berat lahir rendah pada setiap wilayah di Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 4.17 Pengelompokan Distribusi Bayi dengan Berat Lahir Rendah di 38 Kabupaten/Kota

| No | Kelompok | Wilayah Kabupaten/Kota | Keterangan |
|----|------------------|---|--|
| 1 | Warna Merah | Kab.Gresik, Kab.Sidoarjo, Kota Pasuruan, Kab.Pasuruan, Kota Batu, Kab.Bangkalan, Kab.Pamekasan, Kab.Banyuwangi | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase BBLR sangat rendah |
| 2 | Warna Orange | Kota Madiun Kab.Bojonegoro, Kab.Ponorogo, Kab.Nganjuk, Kab.Kediri, Kab.Lamongan, Kab.Mojokerto, Kab.Sampang, Kab.Sumenep | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase BBLR rendah |
| 3 | Warna Kuning | Kab. Tuban, Kab. Madiun, Kab. Trenggalek, Kab. Tulungagung, Kab. Blitar, Kota Surabaya, Kab. Malang, Kab. Lumajang, Kab. Jember, Kota Mojokerto | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase BBLR sedang |
| 4 | Warna Hijau Muda | Kab.Ngawi, Kab.Magetan, Kab.Pacitan, Kab.Jombang, Kota Malang, Kab.Probolinggo, Kab.Bondowoso, dan Kab.Situbondo, Kota Kediri, Kota Blitar | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki BBLR tinggi |
| 5 | Warna Hijau Tua | Kota Probolinggo | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase BBLR sangat tinggi |



Gambar 4.14 Peta Tematik dari Persentase Bayi yang Mendapat Imunisasi Lengkap di Jawa Timur Tahun 2013

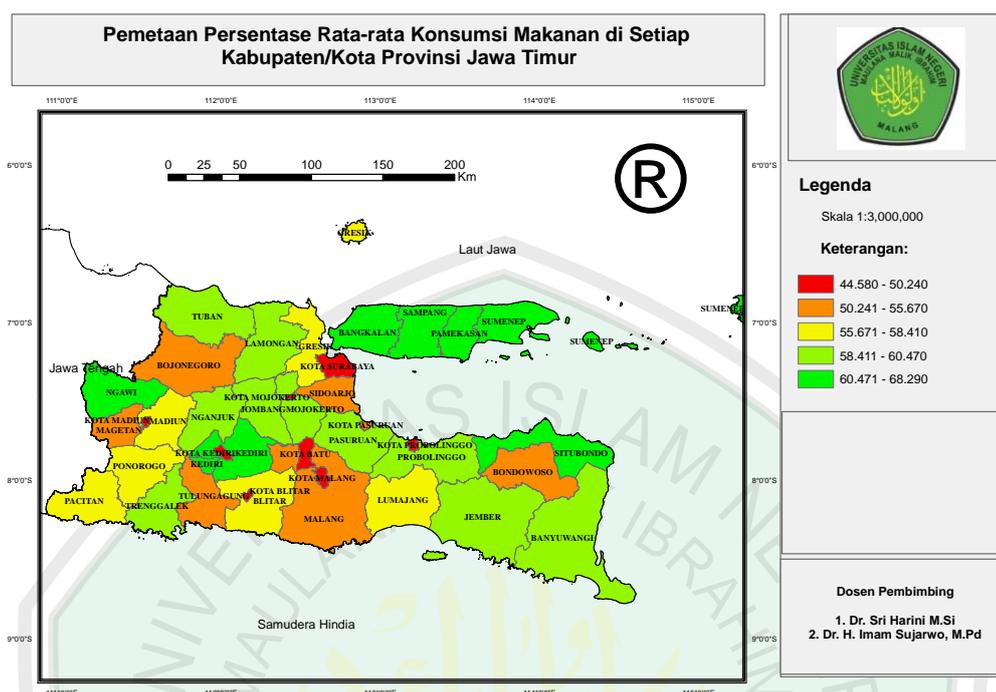
Gambar 4.14 di atas menjelaskan mengenai persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Dari gambar wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 5 kelompok, yaitu kelompok yang berwarna merah, *orange*, kuning, hijau muda, dan hijau tua. Berdasarkan peta tersebut, terdapat beberapa daerah yang memiliki persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap dengan kelompok persentase tertinggi (ditandai dengan warna hijau tua) dengan persentase 69,601 hingga 91,80 persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap terdiri dari 6 wilayah, yaitu Kabupaten Ngawi, Kabupaten Magetan, Kota Mojokerto, Kabupaten Jombang, Kota Probolinggo, dan Kota Blitar. Kelompok dengan jumlah terendah (ditandai dengan warna merah) dengan persentase 7,470 hingga 26,970 persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap terdiri dari 7 wilayah, yaitu Kabupaten Bojonegoro, Kota Malang, Kabupaten Bangkalan, Kabupaten Sampang,

Kabupaten Sumenep, Kabupaten Bondowoso, dan Kabupaten Banyuwangi. Pada kelompok berwarna *orange* dengan persentase antara 26,971 hingga 41,180 persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap terdiri dari 7 wilayah, yaitu Kabupaten Trenggalek, Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Jember, Kabupaten Situbondo, dan Kabupaten Pamekasan. Kelompok berwarna kuning dengan persentase 41,181 hingga 54,690 persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap terdiri dari 7 wilayah, yaitu Kabupaten Pacitan, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Kediri, Kabupaten Blitar, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Lumajang. Pada kelompok berwarna hijau muda dengan persentase 54,691 hingga 69,600 persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap terdiri dari 11 wilayah, yaitu Kabupaten Tuban, Kabupaten Lamongan, Kabupaten Pasuruan, Kota Batu, Kabupaten Malang, Kabupaten Gresik, Kota Surabaya, Kota Kediri, Kabupaten Tulungagung, dan Kota Blitar.

Adapun pengelompokan persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap pada setiap wilayah Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 4.18 Pengelompokan Distribusi Bayi yang Mendapat Imunisasi Lengkap di 38 Kabupaten/Kota

| No | Kelompok | Wilayah Kabupaten/Kota | Keterangan |
|----|------------------------|--|--|
| 1 | Warna Merah | Kab.Gresik, Kota Pasuruan, Kab.Pasuruan, Kota Batu, Kab.Bangkalan, Kab.Pamekasan, Kab.Banyuwangi | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap sangat rendah |
| 2 | Warna <i>Orange</i> | Kab.Trenggalek, Kota Surabaya Kab.Sidoarjo, Kab.Probolinggo, Kab.Jember, Kab.Situbondo, Kab.Pamekasan | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap rendah |
| 3 | Warna Kuning | Kab.Pacitan, Kab.Ponorogo, Kab.Nganjuk, Kab.Kediri, Kab. Blitar, Kab.Mojokerto, Kab.Lumajang | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap sedang |
| 4 | Warna Hijau Muda | Kab.Tuban, Kab.Lamongan, Kab.Pasuruan, Kota Batu, Kab.Malang, Kab.Gresik. | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap tinggi |
| 5 | Warna Hijau Tua | Kab.Ngawi, Kab.Magetan, Kota Mojokerto, Kab.Jombang, Kota Probolinggo, Kota Blitar Kota Surabaya, Kota Kediri, Kab.Tulungagung | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase bayi yang mendapat imunisasi lengkap sangat tinggi |



Gambar 4.15 Peta Tematik dari Persentase Rata-rata Konsumsi Makanan di Jawa Timur Tahun 2013

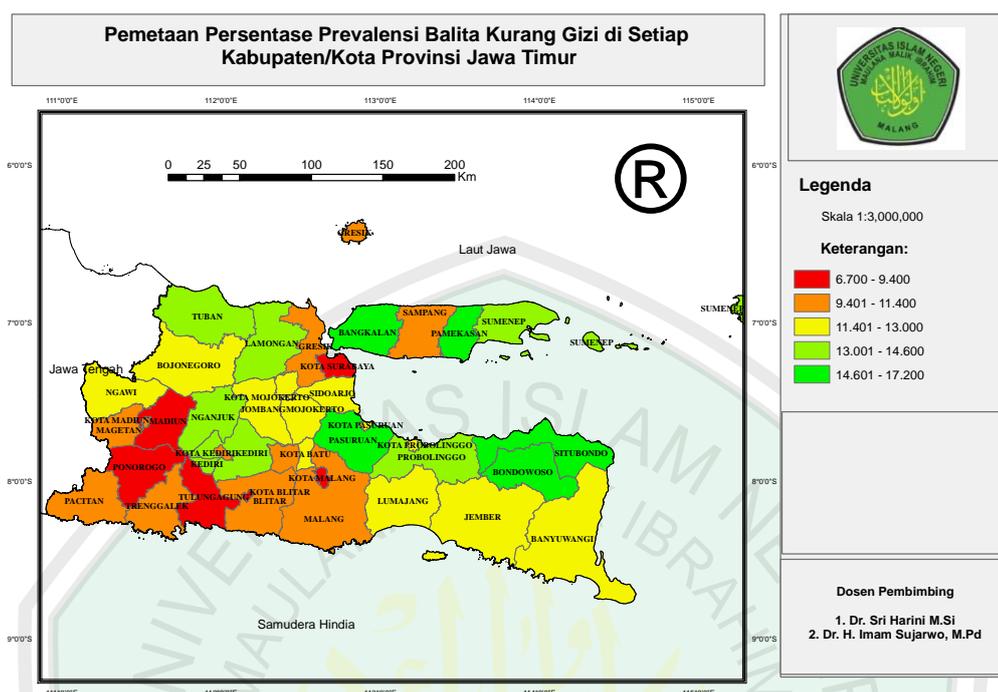
Gambar 4.15 di atas menjelaskan mengenai persentase rata-rata konsumsi makanan untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Dari gambar wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 5 kelompok, yaitu kelompok yang berwarna merah, *orange*, kuning, hijau muda, dan hijau tua. Berdasarkan peta tersebut, terdapat beberapa daerah yang memiliki persentase rata-rata konsumsi makanan dengan kelompok persentase tertinggi (ditandai dengan warna hijau tua) dengan persentase 60,471 hingga 68,290 persentase rata-rata konsumsi makanan terdiri dari 7 wilayah, yaitu Kabupaten Ngawi, Kabupaten Kediri, Kabupaten Bangkalan, Kabupaten Sampang, Kabupaten Pamekasan, Kabupaten Sumenep, dan Kabupaten Situbondo. Kelompok dengan jumlah terendah (ditandai dengan warna merah) dengan persentase 44,580 hingga 50,240 rata-rata konsumsi makanan terdiri dari 7 wilayah, yaitu Kota Kediri, Kota Madiun, Kota Blitar, Kota Mojokerto, Kota Surabaya, Kota Batu, Kota Malang, Kota Probolinggo, dan Kota

Pasuruan. Pada kelompok berwarna *orange* dengan persentase antara 50,241 hingga 55,670 rata-rata konsumsi makanan terdiri dari 7 wilayah, yaitu Kabupaten Magetan, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Malang, Kota Pasuruan dan Kabupaten Bondowoso. Kelompok berwarna kuning dengan persentase 55,671 hingga 58,410 rata-rata konsumsi makanan terdiri dari 6 wilayah, yaitu Kabupaten Pacitan, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Madiun, Kabupaten Gresik, Kabupaten Blitar, Kabupaten Lumajang. Pada kelompok berwarna hijau muda dengan persentase 58,411 hingga 60,470 rata-rata konsumsi makanan terdiri dari 10 wilayah, yaitu Kabupaten Tuban, Kabupaten Lamongan, Kabupaten Jombang, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Pasuruan, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Jember, Kabupaten Banyuwangi Kabupaten Nganjuk, dan Kabupaten Trenggalek.

Adapun pengelompokan persentase bayi dengan berat lahir rendah pada setiap wilayah Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 4.19 Pengelompokan Distribusi Rata-rata Konsumsi Makanan di 38 Kabupaten/Kota

| No | Kelompok | Wilayah Kabupaten/Kota | Keterangan |
|----|------------------|---|---|
| 1 | Warna Merah | Kota Kediri, Kota Madiun, Kota Mojokerto, Kota Surabaya, Kota Batu, Kota Malang, dan Kota Probolinggo, Kota Psuruan, Kota Blitar | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase rata-rata konsumsi makanansangat rendah |
| 2 | Warna Orange | Kab. Magetan, Kab. Bojonegoro, Kota Sidoarjo, Kab. Tulungagung, Kab. Malang, dan Kab. Bondowoso, Kota Mojokerto, Kota Pasuruan, Kota Pasuruan | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase rata-rata konsumsi makananrendah |
| 3 | Warna Kuning | Kab. Pacitan, Kab Ponorogo, Kab. Madiun, Kab. Gresik, Kab. Blitar, Kab. Lumajang | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase rata-rata konsumsi makanansedang |
| 4 | Warna Hijau Muda | Kab. Tuban, Kab. Lamongan, Kab. Jombang, Kab. Mojokerto, Kab. Pasuruan, Kab. Probolinggo, Kab. Jember, Kab. Banyuwangi, Kab. Nganjuk, Kab. Trenggalek | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase rata-rata konsumsi makanantinggi |
| 5 | Warna Hijau Tua | Kab. Ngawi, Kab. Kediri, Kab. Bangkalan, Kab. Sampang, Kab Pamekasan, Kab. Sumenep, dan Kab. Situbondo | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase rata-rata konsumsi makanansangat tinggi |



Gambar 4.16 Peta Tematik dari PersentasePrevalensi Balita Kurang Gizi di Jawa Timur Tahun 2013

Gambar 4.16 di atas menjelaskan mengenai persentase prevalensi balita kurang gizi untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Dari gambar wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 5 kelompok, yaitu kelompok yang berwarna merah, *orange*, kuning, hijau muda, dan hijau tua. Berdasarkan peta tersebut, terdapat beberapa daerah yang memiliki persentase prevalensi balita kurang gizi dengan kelompok persentase tertinggi (ditandai dengan warna hijau tua) dengan persentase 14,601 hingga 17,200 persentase prevalensi balita kurang gizi terdiri dari 5 wilayah, yaitu Kabupaten Bangkalan, Kabupaten Pamekasan, Kabupaten Pasuruan, Kabupaten Bondowoso, dan Kabupaten Situbondo. Kelompok dengan jumlah terendah (ditandai dengan warna merah) dengan persentase 6,700 hingga 9,400 persentase prevalensi balita kurang gizi terdiri dari 5 wilayah, yaitu Kabupaten Madiun, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Tulungagung, Kota Surabaya, dan Kota Malang. Pada kelompok berwarna

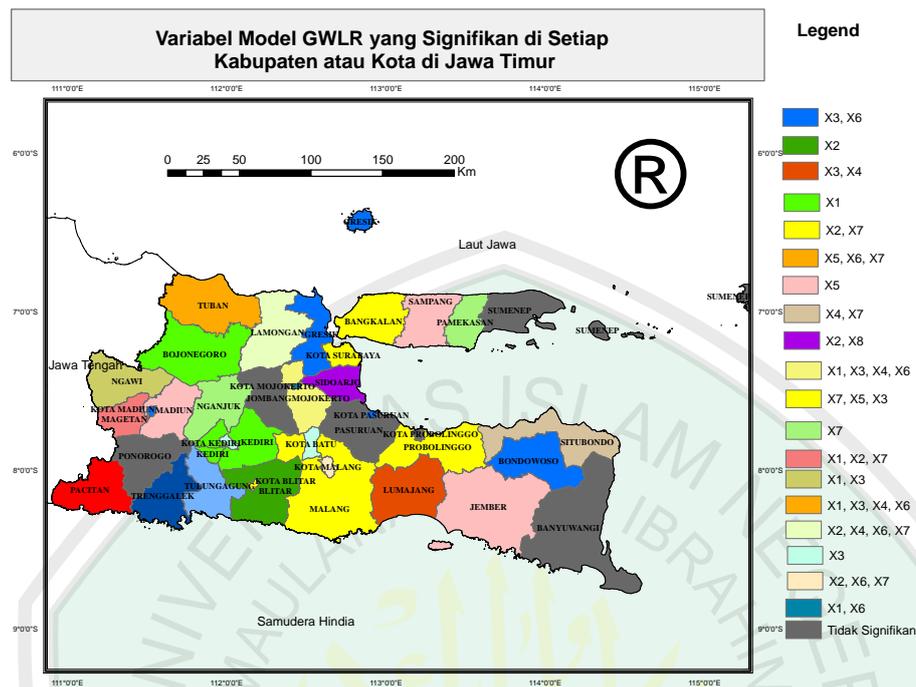
orange dengan persentase antara 9,401 hingga 9,400 persentase prevalensi balita kurang gizi terdiri dari 6 wilayah, yaitu Kabupaten Magetan, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Tulungagung, dan Kabupaten Malang. Kelompok berwarna kuning dengan persentase 11,401 hingga 13,000 persentase prevalensi balita kurang gizi terdiri dari 12 wilayah, yaitu Kabupaten Ngawi, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Jombang, Kota Mojokerto, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Jember, Kabupaten Banyuwangi Kota Batu, Kota Probolinggo, dan Kota Pasuruan. Sedangkan, pada kelompok berwarna hijau muda dengan persentase 13,001 hingga 14,600 persentase prevalensi balita kurang gizi terdiri dari 6 wilayah, yaitu Kabupaten Tuban, Kabupaten Lamongan, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Kediri, Kabupaten Sumenep, dan Kabupaten Probolinggo.

Adapun pengelompokan persentase bayi dengan berat lahir rendah pada setiap wilayah Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 4.20 Pengelompokan Distribusi Prevalensi Balita Kurang Gizi di 38 Kabupaten/Kota

| No | Kelompok | Wilayah Kabupaten/Kota | Keterangan |
|----|------------------|---|--|
| 1 | Warna Merah | Kab.Madiun, Kab.Ponorogo, Kab.Tulungagung, Kota Blitar, Kota Surabaya dan Kota Malang | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase prevalensi balita kurang gizisangat rendah |
| 2 | Warna Orange | Kota Madiun, Kab.Magetan, Kab.Pacitan, Kab.Trenggalek, Kab.Blitar, Kab.Malang, Kab.Gresik, Kab.Sampang | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase prevalensi balita kurang gizirendah |
| 3 | Warna Kuning | Kab.Ngawi, Kab.Bojonegoro, Kab.Jombang, Kota Mojokerto, Kab.Mojokerto, Kota Sidoarjo, Kab.Lumajang, Kab.Jember, dan Kab. Banyuwangi, Kota Batu, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase prevalensi balita kurang gizisedang |
| 4 | Warna Hijau Muda | Kab.Tuban, Kab.Lamongan, Kab.Nganjuk, Kab.Kediri, Kab.Sumenep, Kab.Probolinggo | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase prevalensi balita kurang gizitinggi |
| 5 | Warna Hijau Tua | Kab.Bangkalan, Kab.Pamekasan, Kab.Pasuruan, Kab.Bondowoso, dan Kab.Situbondo | Daerah Kabupaten/ Kota yang memiliki persentase prevalensi balita kurang gizisangat tinggi |

Selanjutnya, akan dilakukan pengelompokan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi berdasarkan variabel yang signifikan di Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur dapat dilihat pada Tabel 4.21 sebagai berikut:



Gambar 4.17Peta Tematik dari Variabel Model GWLR yang Signifikan di Setiap Kabupaten/ Kota di Jawa Timur Tahun 2013

Gambar 4.17 di atas menjelaskan mengenai variabel signifikan untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Dari gambar wilayah-wilayah tersebut dikelompokkan dalam 21 kelompok, yaitu kelompok yang berwarna merah terdiri dari 1 wilayah yaitu Kabupaten Pacitan dengan 2 variabel yang signifikan yaitu, balita yang mendapat vitamin A (X_3) dan bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4). Kelompok yang berwarna biru tua terdiri dari 1 wilayah yaitu, Kabupaten Trenggalek dengan 2 variabel signifikan yaitu balita yang mendapat vitamin A (X_3) dan bayi yang mendapat imunisasi lengkap (X_6). Kelompok yang berwarna biru muda terdiri dari 5 wilayah, yaitu Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Madiun, Kabupaten Gresik, dan Kota Pasuruan yang terdiri dari 1 variabel signifikan yaitu bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4). Kelompok yang berwarna hijau tua terdiri dari 1 wilayah yang signifikan yaitu, Kabupaten Blitar dengan variabel yang signifikan yaitu

penduduk miskin (X_2). Kelompok yang berwarna hijau muda terdiri dari 2 wilayah yaitu, Kabupaten Kediri dan Kabupaten Bojonegoro dengan 1 variabel yang signifikan yaitu persalinan pertama dengan dokter (X_1). Kelompok yang berwarna kuning terdiri 4 wilayah yaitu Kabupaten Malang, Kabupaten Bangkalan, Kota Blitar, dan Kota Surabaya dengan 2 variabel signifikan yaitu penduduk miskin (X_2) dan rata-rata konsumsi makanan (X_7). Kelompok yang berwarna *orange* terdiri dari 1 wilayah yaitu, Kabupaten Lumajang yang terdiri dari 3 variabel yang signifikan yaitu, bayi dengan berat lahir rendah (X_5), bayi yang mendapat imunisasi lengkap (X_6), dan rata-rata konsumsi makanan (X_7). Kelompok dengan warna ungu terdiri dari 1 wilayah yaitu, Kabupaten Sidoarjo dengan satu variabel signifikan yaitu, penduduk miskin (X_2). Kelompok dengan warna *pink* terdiri dari 3 wilayah signifikan yaitu Kabupaten Jember, Kabupaten Sampang, dan Kabupaten Madiun dengan 1 variabel yang signifikan yaitu bayi dengan berat lahir rendah (X_5). Kelompok dengan warna *tekat dust* terdiri dari 1 wilayah yaitu Kabupaten Situbondo dengan 2 variabel signifikan yaitu bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4), rata-rata konsumsi makanan (X_7). Kelompok dengan warna *rhodilate roseteriri* dari 1 wilayah yaitu Kabupaten Probolinggo dengan 3 variabel signifikan yaitu rata-rata konsumsi makanan (X_7), bayi dengan berat lahir rendah (X_5), dan balita yang mendapat vitamin A (X_3). Kelompok dengan warna *medium yellow* terdiri dari 1 wilayah yaitu Kabupaten Mojokerto dengan 4 variabel signifikan, yaitu persalinan pertama dengan dokter (X_1), balita yang mendapat vitamin A (X_3), bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4), dan bayi yang mendapat imunisasi lengkap (X_6). Kelompok dengan warna *medium keylemeter* terdiri dari 2 wilayah signifikan, yaitu Kabupaten Nganjuk dan Kabupaten

Pamekasan dengan 1 variabel signifikan, yaitu rata-rata konsumsi makanan (X_7). Kelompok dengan warna *medium corcil* terdiri dari 1 wilayah signifikan, yaitu Kabupaten Magetan dengan 3 variabel signifikan, yaitu persalinan pertama dengan dokter (X_1), balita yang mendapat vitamin A (X_3), dan rata-rata konsumsi makanan (X_7). Kelompok dengan warna *light olipenite* terdiri dari 1 wilayah yaitu Kabupaten Ngawi dengan 2 variabel signifikan yaitu persalinan pertama dengan dokter (X_1) dan balita yang mendapat vitamin A (X_3). Kelompok dengan warna *olivine yellow* terdiri dari 1 wilayah signifikan yaitu Kabupaten Lamongan dengan 4 variabel signifikan, yaitu penduduk miskin (X_2), bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4), balita yang mendapat imunisasi lengkap (X_6), dan rata-rata konsumsi makanan (X_7). Kelompok dengan warna *indicote green* terdiri dari 2 wilayah yaitu Kota Kediri dan Kota Batu dengan 1 variabel signifikan yaitu balita yang mendapat vitamin A (X_3). Kelompok dengan warna *sahara sand* terdiri dari 1 wilayah yaitu Kabupaten Malang dengan variabel signifikan yaitu penduduk miskin (X_2), balita yang mendapat imunisasi lengkap (X_6), dan rata-rata konsumsi makanan (X_7). Kelompok dengan warna *delf blue* terdiri dari 1 wilayah signifikan yaitu Kota Mojokerto dengan 2 variabel signifikan persalinan pertama dengan dokter (X_1), dan balita yang mendapat imunisasi lengkap (X_6). Kelompok dengan warna *gray gold* merupakan wilayah tidak signifikan terdiri dari 7 wilayah yaitu, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Banyuwangi, Kabupaten Pasuruan, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Jombang, Kabupaten Sumenep, dan Kota Probolinggo.

Tabel 4.21 Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur dengan Model GWLR (GaussianKernel)

| Kabupaten/Kota | Variabel yang Signifikan |
|---|--|
| Kab Pacitan | Balita yang mendapat vitamin A (X_3), bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4) |
| Kab Trenggalek | Balita yang mendapat vitamin A (X_3), Bayi yang mendapat imunisasi lengkap (X_6) |
| Kab.Tulungagung, Kab.Bondowoso, Kab.Madiun, Kab.Gresik, Kota Pasuruan | Bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4) |
| Kab.Blitar | Penduduk miskin (X_2) |
| Kab.Kediri, Kab.Bojonegoro | Persalinan pertama dengan dokter (X_1) |
| Kab.Malang, Kab.Bangkalan, Kota Blitar, Kota Surabaya | Penduduk Miskin (X_2), rata-rata konsumsi makanan (X_7) |
| Kab.Lumajang | Bayi dengan berat lahir rendah (X_5), Bayi yang mendapat imunisasi lengkap (X_6), Rata-rata konsumsi makanan (X_7) |
| Kab.Sidoarjo | Penduduk miskin (X_2) |
| Kab.Jember, Kab.Sampang, Kab.Madiun | Bayi dengan berat lahir rendah (X_5) |
| Kab.Situbondo | Bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4), Rata-rata konsumsi makanan (X_7) |
| Kab.Probolinggo | Rata-rata konsumsi makanan (X_7), Bayi dengan berat lahir rendah (X_5), Balita yang mendapat vitamin A (X_3), |
| Kab.Mojokerto | Persalinan pertama dengan dokter (X_1), Balita yang mendapat vitamin A (X_3), Bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4), Bayi yang mendapat imunisasi lengkap (X_6) |
| Kab.Nganjuk, Kab.Pamekasan | Rata-rata konsumsi makanan (X_7) |
| Kab.Magetan | Persalinan pertama dengan dokter (X_1), Penduduk miskin (X_2), Rata-rata konsumsi makanan (X_7) |
| Kab.Ngawi | Persalinan pertama dengan dokter (X_1), Balita yang mendapat vitamin A (X_3) |
| Kab.Tuban | Persalinan pertama dengan dokter (X_1), Balita yang mendapat Vitamin A (X_3), Bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4), Bayi yang mendapat imunisasi lengkap (X_6) |
| Kab.Lamongan | Penduduk miskin (X_2), Bayi yang mendapat ASI eksklusif (X_4), Bayi yang mendapat imunisasi lengkap (X_6), |

| | |
|--|---|
| | Rata-rata konsumsi makanan(X_7) |
| Kota Kediri, Kota Batu | Balita yang mendapat Vitamin A(X_3), |
| Kota Malang | Penduduk miskin (X_2), Bayi yang mendapat imunisasi lengkap(X_6), Rata-rata konsumsi makanan(X_7) |
| Kota Mojokerto | Persalinan pertama dengan dokter (X_1), Bayi yang mendapat imunisasi lengkap(X_6) |
| Kab.Ponorogo, Kab.Banyuwangi, Kab.Pasuruan, Kab.Sidoarjo, Kab.Jombang, Kab.Sumenep, Kota Probolinggo | Tidak signifikan |

Terdapat 21 kelompok Kabupaten/Kota di Jawa Timur berdasarkan variabel yang signifikan dengan model GWLR pembobot fungsi adaptif gaussian kernel.

4.3 Kajian Agama Islam terhadap Kesehatan pada Data yang Mengandung *Outlier*

4.3.1 *Outlier*

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. Pengamatan *outlier* mungkin saja mempengaruhi pendugaan parameter, tetapi memberikan informasi penting yang diperlukan, sehingga keputusan untuk menghilangkan *outlier* harus dilandasi alasan yang kuat.

Outlier tidak dapat dibuang atau dihapus begitu saja dari pengamatan, padahal hal tersebut kurang tepat dilakukan karena pada *outlier* mungkin memberikan informasi yang tidak bisa diberikan oleh titik data yang lainnya. *Outlier* dapat diabaikan apabila setelah ditelusuri ternyata merupakan akibat dari kesalahan mencatat amatan yang bersangkutan atau kesalahan ketika menyiapkan

peralatan (Draper dan Smith, 1992).

Dalam kehidupan sehari-hari terdapat banyak sekali perilaku yang menjelaskan masalah *outlier*. Pada bab sebelumnya telah dijelaskan mengenai perselisihan, pertentangan, bercerai-berai, dan berpecah-belah antar umat manusia. Perbuatan tersebut dapat dikatakan sebagai penyimpangan, karena manusia telah melanggar apa yang diperintahkan oleh Allah yaitu untuk bersatu. Penyimpangan tersebut dapat berdampak pada perpecahan umat. Namun, Allah mendatangkan semua itu bukan semata-mata untuk menyiksa manusia, akan tetapi mengingatkan kepada manusia karena telah mengingkari segala nikmat yang telah diberikan-Nya.

Terkait dengan adanya perilaku menyimpang dalam pandangan Islam, Allah telah berfirman dalam al-Quran surat ali-Imran/3:103:

وَأَعْتَصِمُوا بِحَبْلِ اللَّهِ جَمِيعًا وَلَا تَفَرَّقُوا ۗ وَاذْكُرُوا نِعْمَتَ اللَّهِ عَلَيْكُمْ إِذْ كُنْتُمْ أَعْدَاءً فَأَلَّفَ بَيْنَ قُلُوبِكُمْ فَأَصْبَحْتُمْ بِنِعْمَتِهِ إِخْوَانًا وَكُنْتُمْ عَلَىٰ شَفَا حُفْرَةٍ مِّنَ النَّارِ فَأَنْقَذَكُم مِّنْهَا ۚ كَذَٰلِكَ يُبَيِّنُ اللَّهُ لَكُمْ آيَاتِهِ ۚ لَعَلَّكُمْ تَهْتَدُونَ ﴿١٠٣﴾

“Dan berpeganglah kamu semuanya kepada tali (agama) Allah, dan janganlah kamu bercerai berai, dan ingatlah akan nikmat Allah kepadamu ketika kamu dahulu (masa Jahiliyah) bermusuh-musuhan, Maka Allah mempersatukan hatimu, lalu menjadilah kamu Karena nikmat Allah, orang-orang yang bersaudara; dan kamu Telah berada di tepi jurang neraka, lalu Allah menyelamatkan kamu dari padanya. Demikianlah Allah menerangkan ayat-ayat-Nya kepadamu, agar kamu mendapat petunjuk.”(QS. ali-Imran/3:103).

Pada ayat ini Allah memerintahkan agar dibina kekuatan kaum muslimin dengan memupuk persatuan hingga tidak mudah dipecah-belah, dan dengan

mengatur hubungan mereka satu sama lain berdasarkan tolong menolong dan saling menasihati untuk memperkuat perjuangan.

Pada ayat ini Allah memerintahkan agar membina kekuatan kaum muslimin dengan memupuk persatuan hingga tidak mudah dipecah belah, dan dengan mengatur hubungan mereka satu sama lain berdasarkan tolong menolong dan nasihat menasihati untuk memperkuat perjuangan.

Sebab turunya ayat ini yaitu terdapat seorang Yahudi yang bernama Syas bin Qais yang sangat benci dan memusuhi kaum muslimin. Pada suatu hari ia lewat di depan kelompok sahabat Anshar yang sedang berbicara dengan penuh rasa persaudaraan. Hal ini menyebabkan rasa dengki di hatinya terhadap sahabat-sahabat Anshar yang hidup rukun dan damai. Dia berkata dalam hatinya, "*Jika kaum muslimin hidup rukun dan bersatu padu, niscaya golongan Yahudi tidak akan mendapat kedudukan lagi di Madinah.*" (Departemen Agama RI, 2010).

Karena itu ia menyuruh seorang pemuda Yahudi menghampiri sahabat-sahabat Anshar yang sedang berkumpul dan meniupkan api pertentangan dikalangan mereka dengan membangkit-bangkitkan kembali suasana perang saudara yang sering terjadi antara *kabilah* Aus dan Khazraj terutama waktu Perang Bu'ats dimana *kabilah* Aus dapat mengalahkan *kabilah* Khazraj. Pemuda itu berhasil menimbulkan permusuhan dengan menyebut-nyebut kejadian saat Perang Bu'ats sehingga permusuhan yang sudah terkikis habis dikalangan Aus dan Khazraj timbul kembali, dan segera mereka masing-masing menghunus pedang untuk bertempur (Departemen Agama RI, 2010).

Berita itu sampai kepada Nabi Muhammad Saw lalu beliau segera datang ke tempat itu bersama kaum Muhajirin dan Anshar. Dengan penuh kebijaksanaan

beliau menasihati kaum Aus dan Khazraj agar jangan tergoda oleh hasutan pihak lawan dan mengajak mereka kembali kepada suasana damai dan memperkuat persaudaraan yang sudah dibina oleh Nabi Muhammad Saw di Madinah. Beliau bersabda,

“Mengapa kamu masih mengajak kepada suasana jahiliyah lagi, padahal aku berada di tengah-tengah kamu? Allah telah memuliakan kamu dengan agama Islam dan mempersatukan hati kamu dalam satu persaudaraan”.

Kemudian Nabi Muhammad Saw membacakan ayat ini kepada mereka. Maka sadarlah golongan Aus dan Khazraj, bahwa mereka telah tertipu oleh godaan setan dan tipu muslihat musuh. Lalu mereka meletakkan senjata dan berpelukan sambil mencucurkan air mata dan kembali bersama Nabi Muhammad Saw (Departemen Agama RI, 2010).

Seperti dalam Firman Allah pada surat ar-Ruum/30:43 yang berbunyi:

فَأَقِمْ وَجْهَكَ لِلدِّينِ الْقَيِّمِ مِنْ قَبْلِ أَنْ يَأْتِيَ يَوْمٌ لَا مَرَدَّ لَهُ مِنَ اللَّهِ ^ع
يَوْمَئِذٍ يَصَّدَّ عُونَ ﴿٤٣﴾

Artinya: “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. ar-Ruum/30:43).

Dalam tafsir al-Qur’an Al-Jazairi (2008), dijelaskan bahwa manusia diperintahkan istiqamah untuk tetap pada agama Islam, karena tidak ada agama yang diterima Allah selain Islam. Menganut keyakinan Islam, mengerjakan segala perintah-Nya, menjauhi larangan-Nya, berakhlak Islami, menegakkan hukum-hukum-Nya, menghalakan segala yang diharamkan, mengharamkan segala yang diharamkan, dan bersabar dalam mengajak manusia di jalan Allah yang memerintahkan untuk mengerjakan hal-hal tersebut sebelum datangnya hari

kiamat. Pada hari itu tidak ada kesempatan untuk beramal, yang ada hanyalah balasan, dan Allah 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.

Allah berfirman dalam al-Quran surat al-Kahfi/18:49 sebagai berikut:

وَوُضِعَ الْكِتَابُ فَتَرَى الْمُجْرِمِينَ مُشْفِقِينَ مِمَّا فِيهِ وَيَقُولُونَ يَا وَيْلَتَنَا
 مَالِ هَذَا الْكِتَابِ لَا يُغَادِرُ صَغِيرَةً وَلَا كَبِيرَةً إِلَّا أَحْصَاهَا وَوَجَدُوا
 مَا عَمِلُوا حَاضِرًا وَلَا يَظْلِمُ رَبُّكَ أَحَدًا

“dan diletakkanlah Kitab, lalu kamu akan melihat orang-orang bersalah ketakutan terhadap apa yang (tertulis) di dalamnya, dan mereka berkata: "Aduhai celaka Kami, kitab Apakah ini yang tidak meninggalkan yang kecil dan tidak (pula) yang besar, melainkan ia mencatat semuanya; dan mereka dapati apa yang telah mereka kerjakan ada (tertulis). dan Tuhanmu tidak Menganiaya seorang juapun.” (QS. al-Kahfi/18:49).

Pada ayat tersebut menjelaskan bahwa dalam kehidupan tidak selalu menemui orang-orang yang benar, tetapi terdapat pula orang-orang yang bersalah. Ada pula diantara mereka yang berpaling dari haluan yang benar. Barang siapa beriman kepada Allah dan mentaati-Nya sesungguhnya dia telah menempuh jalan yang akan menyampaikannya kepada kebahagiaan yang telah melakukan sesuatu yang akan menyelamatkan dari siksa neraka. Jika ditelaah ayat di atas menjelaskan suatu penyimpangan, layaknya suatu data yang mengalami penyimpangan dari sekumpulan data. Sehingga dari gambaran di atas dapat diketahui bahwa itulah contoh *outlier* dalam al-Quran.

Menurut Quth (2008), menjelaskan sesungguhnya di antara kami (setelah mendengar al-Quran itu) ada golongan menjadi muslim, maka merekalah orang-

orang yang memilih jalan hidayat. Sesungguhnya di antara kami ada orang-orang yang taat dan adapun orang-orang yang menyimpang dari kebenaran, yaitu melewati batas disebabkan kekafiran mereka. Barang siapa yang taat, maka mereka itu benar-benar telah memilih jalan petunjuk atau menuju ke jalan hidayah.

Setelah diuraikan di atas dapat diambil kesimpulan bahwa yang menjelaskan *outlier* adalah kalimat “*Dan diletakkanlah kitab, lalu kamu akan melihat orang-orang bersalah ketakutan terhadap apa yang (tertulis) di dalamnya*” dalam artian *outlier* adalah suatu penyimpangan.

Kata penyimpangan dalam surat di atas pada konsep statistika dapat diartikan sebagai *outlier*. Sebab suatu *outlier* dikatakan sebagai penyimpangan dilihat dari pengertiannya, yaitu:

1. *Outlier* adalah yang nilai mutlaknya jauh lebih besar dari pada sisaan-sisaan lainnya dan bisa jadi terletak tiga atau empat simpangan baku atau lebih jauh dari rata-rata sisaan.
2. *Outlier* adalah suatu keganjilan dan menandakan suatu titik data yang sama sekali tidak tipikal dibandingkan data yang lainnya (Dreper dan Smith, 1992).
3. *Outlier* adalah data yang tidak mengikuti pola umum model (Sembiring, 1995).

Penafsiran ayat ini menjelaskan bahwa para penyimpangan yakni mereka yang telah sangat jauh dari kebenaran dan dekat dengan kekufuran. Penyimpangan ini mempunyai arti yang sama dengan *outlier* yaitu sama-sama terletak sangat jauh diantara data dalam model tersebut.

Sedangkan menurut Katsir (2007), dijelaskan bahwa di antara hamba-hamba Allah yang hidup di alam semesta ini adalah ada yang muslim ada juga

yang melakukan penyimpangan. Maksudnya adalah mereka melakukan penyimpangan terhadap kebenaran Allah. Berarti mereka jauh dari kebenaran-kebenaran Allah.

Dapat diketahui bahwa Allah adalah Dzat yang ahli segalanya melebihi ahli-ahli dan pakar-pakar ilmu lainnya. Jadi jika di bumi Allah ini terdapat ilmu matematika, maka Allah adalah ahlinya yang paling mengetahui. Dialah Allah Dzat alhi matematika (matematisi). Jika di bumi Allah ada ilmu fisika maka Allah yang paling mengetahui tentang fisika. Tidak ada yang tidak diketahui Allah. Tidak ada yang tersembunyi bagi Allah sesuatupun yang terjadi di bumi bahkan di langit (Abdussakir, 2007).

Allah berfirman dalam surat ali-Imran/03:106-107;

يَوْمَ تَبْيَضُّ وُجُوهٌ وَتَسْوَدُّ وُجُوهٌ فَأَمَّا الَّذِينَ اسْوَدَّتْ وُجُوهُهُمْ أَكْفَرْتُمْ
بَعْدَ إِيمَانِكُمْ فَذُوقُوا الْعَذَابَ بِمَا كُنْتُمْ تَكْفُرُونَ ﴿١٠٦﴾ وَأَمَّا الَّذِينَ
أَبْيَضَّتْ وُجُوهُهُمْ فِي رَحْمَةِ اللَّهِ هُمْ فِيهَا خَالِدُونَ ﴿١٠٧﴾

“Pada hari yang di waktu itu ada muka yang putih berseri, dan ada pula muka yang hitam muram. adapun orang-orang yang hitam muram mukanya (kepada mereka dikatakan): "Kenapa kamu kafir sesudah kamu beriman? Karena itu rasakanlah azab disebabkan kekafiranmu itu." Adapun orang-orang yang putih berseri mukanya, Maka mereka berada dalam rahmat Allah (surga); mereka kekal di dalamnya” (QS. ali-Imran/03:106-107).

Al-Jazairi (2008) menyatakan apabila manusia kafir ketika di dunia, maka akibat kekufurannya itu akan kembali padanya pada hari kiamat. Allah akan memberikan ganjaran dengan keadilan-Nya dan itu adalah sejelek-jelek azab. Apabila manusia beramal shaleh di dunia, maka Allah. telah menyiapkan tempat di surga. Allah akan memberikan karunia-Nya kepada manusia yang telah beramal

shaleh. Amalan-amalan shaleh manusia merupakan pembersih jiwa manusia, sehingga manusia berhak untuk masuk surga.

Berdasarkan uraian di atas, dapat diambil kesimpulan bahwa Allah tidak langsung membinasakan manusia di muka bumi ini yang melakukan penyimpangan. Allah Maha Pengasih lagi Maha Penyayang terhadap hamba-hamba-Nya, sehingga Allah memberi kesempatan kepada manusia untuk segera bertaubat dan tetap pada agama yang lurus (Islam), menjalankan perintah-Nya dan menjauhi segala larangan-Nya. Allah memerintahkan kepada seseorang untuk menyeru pada kebaikan dan mencegah pada kemunkaran terutama kepada seseorang yang melakukan penyimpangan dan mengembalikan ke jalan yang benar karena tidak semua orang yang menyimpang itu tidak memberikan kontribusi yang baik dalam kehidupan.

Hal tersebut adalah salah satu bentuk solusi untuk menyelesaikan *outlier*, dimana *outlier* tersebut tidak serta merta dihapuskan begitu saja dari penelitian. *Outlier* diolah dengan memasukkan data yang mengandung *outlier* tersebut dalam perhitungan model karena adakalanya *outlier* memberikan informasi yang tidak dapat diberikan oleh titik data yang lainnya.

4.3.2 Kesehatan

Dalam kehidupan sehari-hari telah diketahui bahwa kesehatan sangat dibutuhkan dalam beraktifitas. Sebagaimana kesehatan merupakan keadaan sejahtera dari badan, jiwa, dan sosial yang memungkinkan setiap orang hidup produktif secara sosial dan ekonomis. Manusia diciptakan untuk beribadah kepada Allah dan untuk kelangsungan kehidupannya, manusia sebagaimana makhluk hidup lainnya diberi kemampuan oleh Allah untuk memiliki keturunan. Meskipun

demikian kita semua memahami bahwa keturunan tidak hanya menjadi generasi penerus saja, tetapi juga merupakan salah satu bentuk ujian Allah dalam menguji keiman. Kasih sayang kepada anak merupakan anugerah yang paling indah, tetapi juga dapat menjadi pedang yang akan memenggal kepala kita sendiri apabila kita dapat mendidiknya dengan baik. Anak merupakan anugerah dari Allah dan sekaligus merupakan ujian bagi kita dalam mencari ridha-Nya, telah dijelaskan dalam surat an-Nisa’/4:9 sebagai berikut:

وَلِيَخْشَ الَّذِينَ لَوْ تَرَكُوا مِنْ خَلْفِهِمْ ذُرِّيَّةً ضِعْفًا خَافُوا عَلَيْهِمْ فَلْيَتَّقُوا اللَّهَ وَلْيَقُولُوا قَوْلًا سَدِيدًا ﴿٩﴾

“dan hendaklah takut kepada Allah orang-orang yang seandainya meninggalkan dibelakang mereka anak-anak yang lemah, yang mereka khawatir terhadap (kesejahteraan) mereka. oleh sebab itu hendaklah mereka bertakwa kepada Allah dan hendaklah mereka mengucapkan Perkataan yang benar” (an-Nisa’/4:9).

Ayat di atas menerangkan bahwa kelemahan ekonomi, kurang stabilnya kondisi kesehatan fisik dan kelemahan intelegensi anak akibat kekurangan makanan yang bergizi merupakan tanggung jawab kedua orang tuanya, maka hukum Islam memberikan solusi dan kemurahan untuk dilaksanakannya Keluarga Berencana (KB) untuk membantu orang-orang yang tidak menyanggupi hal-hal tersebut agar tidak berdosa dikemudian hari, yaitu apabila orang tua itu meninggalkan keturunannya, atau menelantarkannya, akibat desakan-desakan yang menimbulkan kekhawatiran mereka terhadap kesejahteraannya. Oleh karena itu, bagi orang-orang yang beriman hendaklah bertakwa kepada Allah, selalu berlindung dari hal-hal yang dimurkai di sisi Allah, dan hendaknya takut apabila meninggalkan keturunan yang lemah dan tak memiliki apa-apa, sehingga mereka tak bisa memenuhi kebutuhan mereka sendiri dan terlunta-lunta.

Ayat ini juga menjelaskan mengenai harta waris. Turun sebagai peringatan kepada orang-orang yang berkenaan dengan pembagian harta warisan agar jangan menelantarkan anak-anak yatim yang dapat berakibat pada kemiskinan dan ketidakberdayaan. Ayat ini memberi pesan kepada orang yang memelihara anak yatim orang lain agar memiliki kekhawatiran kalau-kalau di kemudian hari mereka terlantar dan tak berdaya, sebagaimana ia khawatir kalau hal itu terjadi pada anak-anak kandung mereka sendiri. Ketidakberdayaan itu tidak melulu menyangkut soal ekonomi semata, tetapi pada seluruh aspek kehidupan. Setiap orang dewasa bertanggungjawab terhadap perkembangan masa depan generasi mudanya, jangan sampai mereka termarginalisasi karena tidak memiliki pengetahuan, kemampuan, keterampilan, kesempatan, dan semua hal yang diperlukan untuk maju dan berkembang secara sehat dan bermartabat serta diri diridhai Allah.

Abu Ja'far berkata: Pendapat yang representatif sebagai tafsir ayat tersebut adalah pendapat yang mengatakan bahwa makna firman Allah tersebut adalah, "Hendaklah takut (kepada Allah) orang-orang yang seandainya mereka meninggalkan di belakang mereka anak-anak yang lemah, yang mereka khawatirkan (anak-anak itu) akan terlantar bila mereka membagikan harta mereka semasa hidup, atau membagikannya sebagai wasiat dari mereka kepada keluarga mereka, anak-anak yatim, dan orang-orang miskin. Oleh karena itu, mereka menyimpan harta mereka untuk anak-anak mereka, karena mereka takut anak-anak mereka akan terlantar sepeninggal mereka, di samping (karena kondisi) anak-anak mereka itu (memang) lemah dan tidak mampu memenuhi tuntutan. Itulah sebabnya mereka harus memerintahkan orang yang mereka hadiri

(maksudnya orang yang akan memberikan wasiat) saat memberikan wasiat untuk kerabatnya, anak-anak yatim, orang-orang miskin, dan yang lainnya agar berlaku adil terhadap hartanya, takut kepada Allah, serta mengatakan perkataan yang benar, yaitu memberitahukan kepada orang yang akan memberikan wasiat tentang apa-apa yang telah Allah bolehkan bagi dirinya, yaitu boleh memberikan wasiat, dan apa-apa yang telah Allah pilihkan untuknya yakni (harus memberikan wasiat tersebut kepada) orang-orang yang beriman kepada Allah, kitab-kitab-Nya dan syariat-syariat-Nya.

Sebagaimana disebutkan dalam literatur-literatur Islam, memakan harta anak-anak yatim memiliki efek di dunia dan akhirat. Di dunia, ayat ini mengisyaratkan bahwa kerusakan yang disebabkan sampai kepada anak keturunan dan di akhirat akan ada api neraka (yang disebutkan dalam ayat berikutnya). Makna dari ayat ini mungkin merujuk kepada wasiat-wasiat atau pewarisan yang tidak wajar, bahwa mereka mewarisi atau menghabiskan semua harta yang mereka miliki tanpa memikirkan anak-anak mereka yang masih kecil dan lemah, yang hidup dalam kemiskinan kemalangan setelah kematian mereka. Sekali lagi, ayat ini bisa menjadi sebuah rekomendasi bagi mereka yang memiliki keturunan yang cacat, agar dengan perencanaan yang tepat, mereka menjamin masa depan anak-anak (yang cacat) tersebut.

Firman Allah dalam al-Quran pada surat al-Baqarah/2:155 sebagai berikut:

وَلَنَبْلُوَنَّكُمْ بِشَيْءٍ مِّنَ الْخَوْفِ وَالْجُوعِ وَنَقْصٍ مِّنَ الْأَمْوَالِ وَالْأَنْفُسِ
وَالثَّمَرَاتِ ۗ وَدَشِيرَ الصَّابِرِينَ ﴿١٥٥﴾

“dan sungguh akan Kami berikan cobaan kepadamu, dengan sedikit ketakutan, kelaparan, kekurangan harta, jiwa dan buah-buahan. dan berikanlah berita gembira kepada orang-orang yang sabar” QS. al-Baqarah/2:155).

Kelemahan yang diderita oleh anak-anak sering disebabkan oleh kurangnya perhatian, ketika mereka dikandung, dilahirkan dan dibesarkan. Perhatian yang penuh dari seorang ibu pada anak yang dikandungnya akan memberikan dampak yang sangat baik bagi anak dalam pertumbuhan dan perkembangannya. Ibu yang memeriksakan kandungannya minimal 4 kali dalam masa kehamilannya merupakan ibu yang sangat sayang pada anaknya yang dikandungnya. Sesungguhnya sejak mulai 8 minggu kehamilan otak anak telah mulai terbentuk dan terus berkembang sampai berumur 5 tahun, sehingga pemeriksaan berkala minimal 4 kali dalam masa kehamilan merupakan salah satu upaya untuk mencegah terjadinya kelainan pada tumbuh kembang anak selama dalam kandungan. Perhatian tersebut tidak hanya harus diberikan oleh seorang ibu saja, tetapi sang bapakpun mempunyai kewajiban untuk memberikan perhatian, karena istri dan anak merupakan tanggung jawab seorang bapak. Nabi Muhammad Saw menyampaikan dalam hadist beliau:

“Dan seorang lelaki adalah pemimpin keluarganya, dimana ia bertanggung jawab terhadap kepemimpinannya. Seorang istri adalah pemimpin di rumah suami dan anak-anaknya, serta ia bertanggung jawab terhadap kepemimpinannya” (HR Bukhari Muslim)

Ketika seorang bayi dilahirkan segeralah seorang ibu memberikan Air Susu Ibu (ASI) kepada bayinya. ASI tidak hanya menjadi makanan terbaik yang tidak ada tandingannya bagi bayi, tetapi juga merupakan wujud nyata limpahan kasih sayang seorang ibu. ASI tidak hanya membunuh kuman-kuman yang ada dalam usus bayi, tetapi juga memberikan zat-zat gizi yang sangat baik bagi pertumbuhan dan perkembangan anak, terutama pertumbuhan otaknya. Anak yang

diberikan ASI saja selama 6 bulan pertama dan terus diberikan minimal sampai berumur 2 tahun akan mempunyai tingkat kecerdasan dan kesehatan yang lebih baik. Sesuai firman Allah dalam surat al-Baqarah/2:233 sebagai berikut:

وَالْوَالِدَاتُ يُرْضِعْنَ أَوْلَادَهُنَّ حَوْلَيْنِ كَامِلَيْنِ لِمَنْ أَرَادَ أَنْ يُتِمَّ الرَّضَاعَةَ
 وَعَلَى الْمَوْلُودِ لَهُ رِزْقُهُنَّ وَكِسْوَتُهُنَّ بِالْمَعْرُوفِ لَا تُكَلَّفُ نَفْسٌ إِلَّا وُسْعَهَا
 لَا تُضَارَّ وَالِدَةٌ بِوَلَدِهَا وَلَا مَوْلُودٌ لَهُ بِوَالِدِهِ وَعَلَى الْوَارِثِ مِثْلُ ذَلِكَ
 فَإِنْ أَرَادَا فِصَالًا عَنْ تَرَاضٍ مِنْهُمَا وَتَشَاوُرٍ فَلَا جُنَاحَ عَلَيْهِمَا وَإِنْ
 أَرَدْتُمْ أَنْ تَسْتَرْضِعُوا أَوْلَادَكُمْ فَلَا جُنَاحَ عَلَيْكُمْ إِذَا سَلَّمْتُمْ مَا آتَيْتُمْ
 بِالْمَعْرُوفِ وَاتَّقُوا اللَّهَ وَاعْلَمُوا أَنَّ اللَّهَ بِمَا تَعْمَلُونَ بَصِيرٌ

“Para ibu hendaklah menyusukan anak-anaknya selama dua tahun penuh, Yaitu bagi yang ingin menyempurnakan penyusuan. dan kewajiban ayah memberi Makan dan pakaian kepada Para ibu dengan cara ma'ruf. seseorang tidak dibebani melainkan menurut kadar kesanggupannya. janganlah seorang ibu menderita kesengsaraan karena anaknya dan seorang ayah karena anaknya, dan warispun berkewajiban demikian. apabila keduanya ingin menyapih (sebelum dua tahun) dengan kerelaan keduanya dan permusyawaratan, Maka tidak ada dosa atas keduanya. dan jika kamu ingin anakmu disusukan oleh orang lain, Maka tidak ada dosa bagimu apabila kamu memberikan pembayaran menurut yang patut. bertakwalah kamu kepada Allah dan ketahuilah bahwa Allah Maha melihat apa yang kamu kerjakan” (QS. al-Baqarah/2:233).

“Para ibu hendaklah menyusukan anak-anaknya selama dua tahun penuh, yaitu bagi yang ingin menyempurnakan penyusuan.” Yakni wajib bagi ibu yang diceraikan untuk menyusui anaknya dua tahun penuh, jika dia dan ayah sang bayi ingin menyempurnakan penyusuan, dan wajib bagi ayah untuk memberikan nafkah bagi yang menyusui berupa makanan, minuman dan pakaian dengan ma'ruf, jika memiliki harta sesuai dengan kondisi ekonominya, kaya atau miskin

karena Allah Swt. tidak membebani seseorang kecuali sebatas kemampuan yang telah diberikan-Nya.

Kemudian Dia memperingatkan bahwasanya seorang ibu tidak boleh menderita karena anaknya dengan dilarang menyusuinya atau dibuat tidak mau menyusui anaknya, sedangkan dia tidak menginginkan hal itu atau tidak diberi nafkah sebagai imbalan menyusui atau dia disusahkan dalam pemberian belanja. Begitu pula seorang ayah tidak boleh disengsarakan dengan memaksanya menyusukan anaknya pada ibunya sedangkan dia telah diceraikannya, juga tidak dituntut dengan biaya besar yang dia tidak mampu. Kewajiban waris yaitu bayi itu sendiri jika dia memiliki harta, dan jika dia tidak mempunyai harta maka kewajibannya ditanggung oleh ahli waris laki-laki yang paling dekat. Maksudnya, upah penyusuan menjadi tanggungjawab mereka. Jika si anak tidak memiliki harta, juga *'ashabah*, maka wajib bagi sang ibu untuk menyusuinya secara gratis karena dia adalah orang yang paling dekat dengan anaknya. Kemudian Allah menyebutkan dua keinginan dalam menyusui. Pertama, jika kedua orang tua ingin menyapih anak sebelum mencapai usia dua tahun, maka hal itu diperbolehkan bagi keduanya setelah dimusyawarahkan dan memperkirakan *masalah* bagi anak dari penyapihan dini ini. Kedua, jika sang ayah ingin mencari ibu susu bagi anaknya selain ibu kandungnya, dia boleh melakukan hal itu jika diri sang ibu rela terhadapnya. Dengan syarat dia memberikan bayaran yang telah disepakati secara logis dan wajar dengan *ma'ruf* tanpa menzalimi dan menunda dalam memberikan upahnya. Dan akhirnya, Allah berpesan pada keduanya, yang menyusui dan yang meminta disusukan, agar bertakwa kepada-Nya dalam batasan-batasan yang telah ditetapkan untuk keduanya, dan Allah

memberitahukan kepada mereka bahwa Dia Maha Melihat terhadap apa yang mereka kerjakan, maka berhati-hatilah mereka jangan sampai melanggar perintah dan melakukan larangan-Nya, maka Maha Suci Allah, Tuhan yang Maha Agung dan Pengasih.

Karena pentingnya menjaga kesehatan, maka dalam syari'at Islam sungguh menetapkan kewajiban seorang ayah ibu yang telah bercerai wajib memberikan penyusuan kepada anak mereka agar tumbuh menjadi anak yang sehat jasmani dan ruhani.

Mengenai pentingnya kesehatan juga terkandung dalam Hadist Riwayat Imam Muslim dari riwayat Abdullah ibnu Amru ibnu ash. Hadist yang sama juga diriwayatkan Imam Bukhari dari Abi Juhaifah Wahab ibnu Abdullah "*Sesungguhnya jiwamu punya hak atas dirimu*". Nabi Muhammad Saw berucap kepada segenap kaum muslimin dan kemanusiaan universal bahwa untuk mewujudkan kehidupan ideal, harus ada keseimbangan diri, antara pemenuhan kebutuhan jasad dengan kebutuhan rohani, yakni melaksanakan hak-hak jasad dan hak-hak ruh (jiwa).

Makna yang tersirat dari ujaran Nabi Muhammad Saw tersebut adalah seseorang yang hanya mengutamakan kebutuhan fisiknya, tanpa memperhatikan ruhiyahnya, sejatinya adalah orang yang melawan kodrat kemanusiaan dirinya, sebab eksistensi kemanusiaan seseorang bukanlah semata wujud lainnya, namun terletak pada sisi ruhiyahnya. Manusia yang kehilangan keseimbangan pikirannya, manusia yang lenyap spirit rohaninya tak ubahnya seperti benda-benda padat lainnya, yang tak berjiwa, berakal, dan berhati nurani. Dari hal tersebutlah pentingnya menjaga kesehatan jasmani dan ruhani.

Setelah diketahui pengaruh positif susu ibu terhadap kesehatan anak, psikologi, akhlak, sikap, keberanian, karakter, dan masa depannya, maka tidak heran bila didapati Nabi Muhammad Saw, melarang menyusukan anak kepada seorang pezina atau pelacur sekaligus memerintahkan untuk melindungi anak dari segala hal yang dapat merusak fitrah mereka dan jiwa mereka. Nabi Muhammad Saw bersabda,

تَوَقُّوا أَوْلَادَكُمْ مِنْ لَبَنِ الْبَغِيِّ وَالْمَجْنُونَةِ فَإِنَّ اللَّبْنَ يُعْدِي.

“Jagalah anak-anak kalian dari meminum susu pelacur atau orang gila, karena sesungguhnya susu bisa menularkan penyakit.”

Setelah memperoleh penjelasan di atas, *World Health Organization* (WHO) di akhir abad ke dua puluh telah menekankan pentingnya penyusuan alami ini. Kemudian bekerja sama dengan beberapa negara anggota, WHO telah mengampanyekan pentingnya penyusuan ini bagi bayi sekaligus mengingatkan untuk menghindari makanan-makanan buatan yang terbuat dari beberapa macam campuran, untuk kemudian membuat aturan yang melarang mengiklankan produk-produk tersebut atau menganjurkan para ibu untuk memberikannya kepada anak-anaknya (Basith, 2006).

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

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

1. Estimasi parameter model GWLR pada data yang mengandung *outlier* menggunakan metode Bianco-Yohaididapatkan hasil sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_0^{(t+1)}(u_i, v_i) \\ \hat{\beta}_1^{(t+1)}(u_i, v_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0^{(t)}(u_i, v_i) \\ \hat{\beta}_1^{(t)}(u_i, v_i) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{\frac{\partial^2 l}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)}}{\frac{\partial^2 l}{\partial \beta_1(u_i, v_i) \partial \beta_0(u_i, v_i)}} & \frac{\frac{\partial^2 l}{\partial \beta_1(u_i, v_i) \partial \beta_0(u_i, v_i)}}{\frac{\partial^2 l}{\partial \beta_1^2(u_i, v_i)}} \\ \frac{\frac{\partial l}{\partial \beta_0(u_i, v_i)}}{\frac{\partial l}{\partial \beta_1(u_i, v_i)}} \end{bmatrix}$$

2. Model GWLR yang mengandung *outlier* untuk kasus prevalensi balita kurang gizi Provinsi Jawa Timur tahun 2013 adalah:

$$y = \frac{\exp(-0.528850 + 0.011282X_{i1} + 0.007425X_{i2} + 0.004943X_{i3} + 0.003261X_{i4} - 0.041706X_{i5} - 0.005216X_{i6} + 0.018419X_{i7})}{1 + \exp(-0.528850 + 0.011282X_{i1} + 0.007425X_{i2} + 0.004943X_{i3} + 0.003261X_{i4} - 0.041706X_{i5} - 0.005216X_{i6} + 0.018419X_{i7})}$$

Dengan melihat nilai AIC pada model GWLR yang mengandung *outlier* dan model GWLR, maka dapat diketahui bahwa model GWLR yang mengandung *outlier* lebih baik dalam menjelaskan prevalensi balita kurang gizi di Jawa Timur pada tahun 2013 karena nilai AIC yang diperoleh lebih kecil.

3. Dalam kehidupan sehari-hari, terdapat banyak sekali perilaku yang menjelaskan masalah *outlier*. Sebagai umat Islam, perilaku tersebut tentunya harus sesuai dengan syari'at Islam yang digunakan untuk pegangan, karena

dengan pegangan syari'at Islam akan menciptakan kemaslahatan dalam bersikap di kehidupan sosial. Berdasarkan pegangan tersebutlah maka, dalam kitab suci al-Quran telah dijelaskan beberapa surat dan ayat mengenai kehidupan menyimpang atau tidak sesuai ajaran Allah yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya serta berdasarkan hal tersebut, telah diketahui bahwa manusia seiman itu bersaudara, maka patutlah saudara seiman untuk memperbaiki hubungan antar saudara dan hanya takut kepada Allah. Dalam syari'at Islam juga memaparkan pentingnya menjaga kesehatan terutama untuk ibu yang sedang hamil atau menyusui sebaiknya menjaga dirinya dan bayi yang dikandungnya sehingga kelak jika telah lahir semua sehat. Keturunan yang diharapkan dapat menggantikan posisi kehidupan di dunia adalah keturunan yang mempunyai kekuatan dalam keimanan, fisik dan mental. Keturunan yang lemah merupakan kekhawatiran, karena mereka akan mudah untuk terpengaruh dengan hal-hal yang menyalahi risalah Ilahi. Oleh karena itu, manusia diberikan kemampuan untuk berpikir dan berusaha agar keturunannya tidak termasuk ke dalam golongan makhluk yang lemah, sebagaimana diutarakan oleh Nabi Muhammad Saw "*Mukmin yang kuat lebih dicintai oleh Allah daripada Mukmin yang lemah dan pada setiap kebaikan*" (HR Muslim).

5.2 Saran

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

1. Perlu dilakukan penelitian dengan metode lain, agar *outlier* pada model GWLR dapat diselesaikan dengan lebih baik.
2. Perlu adanya penambahan variabel lain untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi signifikan terhadap prevalensi balita kurang gizi di wilayah Provinsi Jawa Timur.



DAFTAR PUSTAKA

- Abdussakir. 2007. *Ketika Kyai Mengajar Matematika*. Malang: UIN Press.
- Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis, Second Edition*. New York. John Wiley & Sons.
- Aji, C.A.W. 20014. Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Laju Pertumbuhan Penduduk Kota Semarang Tahun 2011 Menggunakan Geographcally Weighted Logistic Regression (GWLR). *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 3(2): 2-10
- Akbar, Z. 2014. *Hidup Sehat Ala Rasulullah*. Jakarta: Mizania Mizan.
- Al-Jazairi, S.A.B.J. 2008. *Tafsir Al-Qur'an Al-Aisar*. Jakarta: Darus Sunnah.
- Al-Maraghi, A.M. 1993. *Tafsir Al-Maraghi, Jilid 4*. Terjemahan Bahrun Abu Bakar dan Hery Noer Aly. Semarang: CV. Toha Putra.
- Anggraini, R. dan Purnadi. 2012. Pemodelan Faktor-Faktor yang Berpengaruh Terhadap Prevalensi Balita Kurang Gizi di Provinsi Jawa Timur dengan Pendekatan Geographcally Weighted Logistic Regression (GWLR). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 1 (1): 1-6.
- Anselin, L. 1998. *Spatial Econometrics. Method and Models*. New York: Kluwer Academic Publisher.
- 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.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur. 2011. *Provinsi Jawa Timur dalam Angka 2011*. Surabaya: BPS Provinsi Jawa Timur.
- Barnett, V. dan Lewis, T. 1994. *Outliers in Statistical Data, 3rd Edition*. New York: John Wiley.
- Bappenas. 2010. *Laporan Pencapaian Tujuan Pembangunan Milenium Indonesia 2010*. Jakarta: Kementerian Perencanaan Pembangunan Nasional/ Badan Perencanaan Pembangunan Nasional (Bappenas).
- Basith, A. 2006. *Pola Makan Rasulullah*. Jakarta: PT Niaga Swadaya.
- Bianco, A. dan Yohai, V.J. 1996. *Robust Estimation in the Logistic Model*. New York: Springer.

- Casiawaty, L. 2015. *Pemodelan Regresi Logistik Robust Pada Data Outlier Menggunakan Penduga Bianco-Yohai*: Skripsi tidak dipublikasikan. Makassar: Universitas Hasanuddin Makassar.
- Cohen, J. 2003. *Applied Multiple Regression/Correlation Analysis For The Behavioral Sciences*. New York.: Lawrence Erlbaum Associate.
- Departemen Agama RI. 2010. *Al-Qur'an & Tafsirnya, Jilid II, Juz 4-5-6*. Jakarta: Lentera Abadi.
- Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur. 2010. *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur*. Surabaya: Pemerintah Provinsi Jawa Timur.
- Draper, N.R. dan Smith. H. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Fotheringham, A.S., Brundson, C. dan Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression*. Chichester: John Wiley and Sons.
- Hosmer, D.W. dan S. Lemeshow. 2000. *Applied Logistic Regression..* New York: John Wiley & Sons.
- Katsir, I. 2007. *Tafsir Ibnu Katsir*. Bogor: Pustaka Imam Asy. Syafi'i.
- Kurnia, A. 2011. *Perbandingan Analisis Regresi Logistik dan Geographically Weighted Logistic Regression Semiparametric (Studi Kasus: Pemodelan IPM Provinsi Jawa Timur Tahun 2008)*. Skripsi tidak dipublikasikan. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Mambo. 2006. *Penanggulangan Gizi Buruk*. (Online), (<http://www.dinkespurworejo.go.id>), diakses 20 Januari 2016.
- Maronna, R. 2006. *Robust Statistics Theory and Method*. New York: John Wiley & Sons Ltd.
- Mennis, J. 2006. Mapping the Results of Geographically Weighted Regression. *Journal of The Cartographic*, 43(2): 171-179.
- Paramita, L. 2008. *Klasifikasi Status Gizi Balita Dengan Bagging Regresi Logistik Ordinal (Studi Kasus Survey Kekurangan Energi Protein Kabupaten Nganjuk)*. Skripsi tidak dipublikasikan. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Pradita, P.N. 2011. *GWLR dan Aplikasinya (Studi Kasus: IPM di Provinsi Jawa Timur)*. Skripsi tidak dipublikasikan. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Pravitasari dan Sunendiari. 2015. *Pemodelan Faktor-faktor yang Berpengaruh Terhadap angka Buta Huruf di Provinsi Jawa Barat dengan Geographically Weighted Logistic Regression Prosiding Penelitian SPeSIA*. Skripsi tidak dipublikasikan. Bandung: Universitas Islam Bandung.

Pregibon, D. 1981. *Logistic Regression diagnostics*: The Annals of Statistics.

Quth, S. 2008 *Tafsir fi Dzilalil Qur'an*. Jakarta: Gema Press.

Ryan, T.P. 1997. *Modern Regression Method*. New York: A Wiley-Interscience Publication.

Sembiring, R.K. 1995. *Analisis Regresi*. Bandung: ITB.

Soemartini. 2007. *Outlier (Pencilan)*. Bandung: Universitas Padjadjaran.

Yasin, H. 2011. Pemilihan Variabel Model Geographically Weighted Regression. *Media Statistika*, 4(2):111-129.





KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jalan Gajayana 50 Malang 65144 Telepon/ Faksimile (0341) 558933
Website: <http://www.saintek.uin-malang.ac.id>, Email: saintek@uin-malang.ac.id

Nomor : Un.3.6 / TL.00/ 355 /2016
Hal : Izin Penelitian

02 Februari 2016

Kepada
Yth. Kepala Bakesbangpol Kota Malang

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Dengan hormat, sehubungan dengan penelitian mahasiswa Jurusan Matematika kami atas nama :

| NO | NAMA | NIM | JUDUL | Dosen Pembimbing |
|----|---------------|----------|---|-----------------------|
| 1. | Duwi Nur A. | 12610081 | Estimasi Parameter Model GWPRS Pada Data Yang Mengandung Outlier (Studi Kasus Angka Kematian Ibu) | Dr. Sri Harini, M.Si. |
| 2. | Dwi Annisa P. | 12610010 | Estimasi Parameter Model GWLR Pada Data Yang Mengandung Outlier (Studi Kasus Prevalensi Balita Kurang Gizi) | |

Maka kami mohon Bapak/Ibu berkenan memberikan izin pada mahasiswa tersebut untuk melakukan penelitian di Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur pada tanggal 08 Februari – 08 Maret 2016.

Demikian permohonan ini, atas perhatian dan kerjasamanya disampaikan terimakasih.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb

a.n. Dekan,
Wakil Dekan Bidang Akademik

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

Tembusan:
1. Yth. Kepala Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

Jalan Gajayana 50 Malang 65144 Telp/ Faksimile (0341) 558933
Website: <http://www.saintek.uin-malang.ac.id>, Email: saintek@uin-malang.ac.id

Nomor : Un.3.6/TL.00/ 323 /2016
Hal : Izin Penelitian

02 Februari 2016

Kepada
Yth. Kepala Bakesbangpol Kota Surabaya

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Dengan hormat, sehubungan dengan penelitian mahasiswa Jurusan Matematika kami atas nama :

| NO | NAMA | NIM | JUDUL | Dosen Pembimbing |
|----|---------------|----------|---|-----------------------|
| 1. | Duwi Nur A. | 12610081 | Estimasi Parameter Model GWPRS Pada Data Yang Mengandung Outlier (Studi Kasus Angka Kematian Ibu) | Dr. Sri Harini, M.Si. |
| 2. | Dwi Annisa P. | 12610010 | Estimasi Parameter Model GWLR Pada Data Yang Mengandung Outlier (Studi Kasus Prevalensi Balita Kurang Gizi) | |

Maka kami mohon Bapak/Ibu berkenan memberikan izin pada mahasiswa tersebut untuk melakukan penelitian di Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur pada tanggal 08 Februari – 08 Maret 2016.

Demikian permohonan ini, atas perhatian dan kerjasamanya disampaikan terimakasih.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb

a.n. Dekan,
Wakil Dekan Bidang Akademik

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

Tembusan:
1. Yth. Kepala Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur



PEMERINTAH KOTA MALANG
BADAN KESATUAN BANGSA DAN POLITIK
Jl. A. Yani No. 98 Telp. (0341) 491180 Fax. 474254
MALANG

Kode Pos 65125

REKOMENDASI PELAKSANAAN PENELITIAN
NOMOR : 072/20.02.P/35.73.405/2016

Berdasarkan pemenuhan ketentuan persyaratan sebagaimana ditetapkan dalam Peraturan Walikota Malang, Nomor 24 Tahun 2011 Tentang Pelayanan Pemberian Rekomendasi Pelaksanaan Penelitian dan Praktek Kerja Lapangan di Lingkungan Pemerintah Kota Malang Oleh Badan Kesatuan Bangsa, dan Politik Kota Malang, serta menunjuk surat Wakil Dekan Bidang Akademik SAINTEK UIN MALIKI Malang No. Un.3.6/TL.00/319/2016 tanggal 02 Pebruari 2016, Perihal : Permohonan Ijin Penelitian, kepada pihak sebagaimana disebut di bawah ini:

- a. Nama : DWI ANNISA PURNAMASARI
- b. NIM : 12610010
- c. Judul : Estimasi Parameter Model Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) Pada Data Yang Mengandung Outlier.

dinyatakan memenuhi persyaratan untuk mengajukan permohonan informasi dan data tugas skripsi yang berlokasi di :

- Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.

Sepanjang yang bersangkutan memenuhi ketentuan sebagai berikut :

- a. Tidak melakukan penelitian yang tidak sesuai atau tidak ada kaitannya dengan judul, maksud dan tujuan penelitian;
- b. Menjaga perilaku dan mentaati tata tertib yang berlaku pada lokasi tersebut di atas;
- c. Mentaati ketentuan peraturan perundang-undangan.

Demikian rekomendasi ini dibuat untuk dipergunakan sebagaimana mestinya, dan masa berlaku rekomendasi ini adalah sejak tanggal **ditetapkan s/d 04 Maret 2016**.

Malang, 03 Pebruari 2016

KEPALA BAKESBANGPOL
MALANG

IR. BAMBANG SUHARIJADI,
Pembina Utama Muda
NIP. 19580917 199203 1 003

Tembusan :

- Yth. Sdr. - Wakil Dekan Bidang Akademik
SAINTEK UIN MALIKI Malang;
- Mahasiswa Ybs.



PEMERINTAH PROVINSI JAWA TIMUR
BADAN KESATUAN BANGSA DAN POLITIK
JALAN PUTAT INDAH NO.1 TELP. (031) - 5677935, 5681297, 5675493
SURABAYA - (60189)

REKOMENDASI PENELITIAN/SURVEY/ KEGIATAN

Nomor : 070/ 1895 /203.3/2016

- Dasar** : 1. Peraturan Menteri Dalam Negeri Nomor 64 tahun 2011 tentang Pedoman Penerbitan Rekomendasi Penelitian, sebagaimana telah diubah dengan Peraturan Menteri Dalam Negeri Nomor 7 tahun 2014 tentang Perubahan atas Peraturan Menteri Dalam Negeri Nomor 64 tahun 2011 ;
2. Peraturan Gubernur Jawa Timur Nomor 101 Tahun 2008 tentang Uraian Tugas Sekretariat, Bidang, Sub Bagian dan Sub Bidang Badan Kesatuan Bangsa dan Politik Provinsi Jawa Timur.
- Menimbang** : Surat Kepala Badan Kesatuan Bangsa dan Politik Kota Malang tanggal 3 Pebruari 2016 Nomor : 072/20.02.P/35.73.405/2016 perihal Rekomendasi Pelaksanaan Penelitian atas nama Dwi Annisa Pumamasari

Gubernur Jawa Timur, memberikan rekomendasi kepada :

- a. Nama : Dwi Annisa Pumamasari
b. Alamat : Dukuh Dawuhan RT 001 RW 01 Pamotan, Dampit Malang
c. Pekerjaan/Jabatan : Mahasiswa
d. Instansi/Organisasi : Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
e. Kebangsaan : Indonesia

Untuk melakukan penelitian/survey/kegiatan dengan :

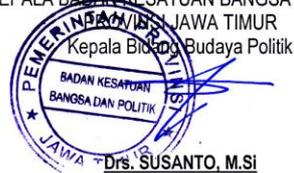
- a. Judul Proposal : "Estimasi Parameter Model Geographically Weighted Logistic Regression (GWLRL) Pada Data Yang Mengandung Outlier"
b. Tujuan : Permohonan data dan wawancara
c. Bidang Penelitian : Matematika
d. Dosen Pembimbing : Dr. Sri Harini, M.Si
e. Anggota/Peserta : -
f. Waktu Penelitian : 3 bulan
g. Lokasi Penelitian : Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur

- Dengan ketentuan**
1. Berkewajiban menghormati dan mentaati peraturan dan tata tertib di daerah setempat / lokasi penelitian/survey/kegiatan;
 2. Pelaksanaan penelitian agar tidak disalahgunakan untuk tujuan tertentu yang dapat mengganggu kestabilan keamanan dan ketertiban di daerah/lokasi setempat ;
 3. Wajib melaporkan hasil penelitian dan sejenisnya kepada Gubernur Jawa Timur melalui Badan Kesatuan Bangsa dan Politik Provinsi Jawa Timur dalam kesempatan pertama.

Demikian rekomendasi ini dibuat untuk dipergunakan seperlunya.

Surabaya, 15 Pebruari 2016

an. KEPALA BADAN KESATUAN BANGSA DAN POLITIK



Drs. SUSANTO, M.Si

Pembina Tk. I

NIP. 19590803 198504 1 012

Tembusan :

- Yth. 1. Gubernur Jawa Timur (sebagai laporan);
2. Kepala Badan Kesatuan Bangsa dan Politik Kota Malang di Malang;
3. Yang bersangkutan.



PEMERINTAH PROVINSI JAWA TIMUR
BADAN KESATUAN BANGSA DAN POLITIK
JALAN PUTAT INDAH NO.1 TELP. (031) - 5677935, 5681297, 5675493
SURABAYA - (60189)

Surabaya, 15 Pebruari 2016

Kepada

Nomor : 070 / 1896 / 203.3 / 2016
Sifat : Biasa
Lampiran : 1 (satu) berkas
Perihal : Rekomendasi Penelitian/
Survey/ Kegiatan

Yth. Kepala Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur
di
SURABAYA

Menunjuk surat Kepala Badan Kesatuan Bangsa dan Politik Kota Malang tanggal 3 Pebruari 2016 Nomor : 072/20.02.P/35.73.405/2016 perihal Rekomendasi Pelaksanaan Penelitian, bersama ini disampaikan dengan hormat Rekomendasi Penelitian/Survey/ Kegiatan dari Badan Kesatuan Bangsa dan Politik Provinsi Jawa Timur tanggal 15 Pebruari 2016 Nomor : 070/ 1895 / 203.3/2016 atas nama Dwi Annisa Purnamasari, dengan judul proposal "Estimasi Parameter Model Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) Pada Data Yang Mengandung Outlier", untuk mendapatkan tindak lanjut dari instansi tujuan dan memantau kegiatan peneliti.

Demikian untuk menjadikan maklum dan terima kasih.

an. KEPALA BADAN KESATUAN BANGSA DAN POLITIK
PROVINSI JAWA TIMUR
Kepala Bidang Budaya Politik



Drs. SUSANTO, M.Si
Pembina Tk. I
NIP. 19590803 198504 1 012

Tembusan :

- Yth. 1. Gubernur Jawa Timur (sebagai laporan);
2. Kepala Badan Kesatuan Bangsa dan Politik Kota
Malang di Malang.

**Lampiran 6: Presentase Prevalensi Balita Kurang Gizi Tiap Kabupaten/Kota
di Provinsi Jawa Timur**

| Kabupaten/Kota | Variabel Y | Kode |
|------------------|------------|------|
| Kab Pacitan | 9.9 | 0 |
| Kab Ponorogo | 8.1 | 0 |
| Kab Trenggalek | 10.6 | 0 |
| Kab Tulungagung | 8.4 | 0 |
| Kab Blitar | 10.8 | 0 |
| Kab Kediri | 13.7 | 1 |
| Kab Malang | 10.5 | 0 |
| Kab Lumajang | 12.4 | 0 |
| Kab Jember | 11.9 | 0 |
| Kab Banyuwangi | 12.7 | 1 |
| Kab Bondowoso | 15.3 | 1 |
| Kab Situbondo | 15.1 | 1 |
| Kab Probolinggo | 14.6 | 1 |
| Kab Pasuruan | 17.2 | 1 |
| Kab Sidoarjo | 12.8 | 1 |
| Kab Mojokerto | 11.9 | 0 |
| Kab Jombang | 12.3 | 0 |
| Kab Nganjuk | 14.2 | 1 |
| Kab Madiun | 9.3 | 0 |
| Kab Magetan | 11.1 | 0 |
| Kab Ngawi | 12.3 | 0 |
| Kab Bojonegoro | 12.2 | 0 |
| Kab Tuban | 13.4 | 1 |
| Kab Lamongan | 13.9 | 1 |
| Kab Gresik | 11.4 | 0 |
| Kab Bangkalan | 17.1 | 1 |
| Kab Sampang | 11.3 | 0 |
| Kab Pamekasan | 15.4 | 1 |
| Kab Sumenep | 14.1 | 1 |
| Kota Kediri | 11 | 0 |
| Kota Blitar | 6.7 | 0 |
| Kota Malang | 9.4 | 0 |
| Kota Probolinggo | 13 | 0 |
| Kota Pasuruan | 12.5 | 0 |
| Kota Mojokerto | 12.2 | 0 |
| Kota Madiun | 11.3 | 0 |
| Kota Surabaya | 8.7 | 0 |
| Kota Batu | 12.2 | 0 |

Lampiran 7: Garis Lintang Selatan dan Garis Bujur Timur Tiap**Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur**

| No | Kabupaten/Kota | <i>Longitude</i> | <i>Latitude</i> |
|----|------------------|------------------|-----------------|
| 1 | Kab Pacitan | 8.11 | 111.06 |
| 2 | Kab Ponorogo | 7.52 | 111.57 |
| 3 | Kab Trenggalek | 8.02 | 111.42 |
| 4 | Kab Tulungagung | 8.03 | 111.53 |
| 5 | Kab Blitar | 8.03 | 112 |
| 6 | Kab Kediri | 7.47 | 112.03 |
| 7 | Kab Malang | 7.59 | 112.37 |
| 8 | Kab Lumajang | 8.08 | 113.13 |
| 9 | Kab Jember | 8.16 | 113.32 |
| 10 | Kab Banyuwangi | 8.1 | 114.21 |
| 11 | Kab Bondowoso | 7.54 | 113.49 |
| 12 | Kab Situbondo | 7.43 | 113.56 |
| 13 | Kab Probolinggo | 7.57 | 112.92 |
| 14 | Kab Pasuruan | 7.47 | 112.74 |
| 15 | Kab Sidoarjo | 7.27 | 112.42 |
| 16 | Kab Mojokerto | 7.32 | 112.48 |
| 17 | Kab Jombang | 7.32 | 112.13 |
| 18 | Kab Nganjuk | 7.36 | 111.53 |
| 19 | Kab Madiun | 7.34 | 111.26 |
| 20 | Kab Magetan | 7.39 | 111.19 |
| 21 | Kab Ngawi | 7.24 | 111.26 |
| 22 | Kab Bojonegoro | 7.09 | 111.53 |
| 23 | Kab Tuban | 6.52 | 112.01 |
| 24 | Kab Lamongan | 7.07 | 112.24 |
| 25 | Kab Gresik | 7.09 | 112.24 |
| 26 | Kab Bangkalan | 7.02 | 112.44 |
| 27 | Kab Sampang | 7.12 | 113.15 |
| 28 | Kab Pamekasan | 7.1 | 113.28 |
| 29 | Kab Sumenep | 7 | 113.51 |
| 30 | Kota Kediri | 7.49 | 112 |
| 31 | Kota Blitar | 8.04 | 112.09 |
| 32 | Kota Malang | 7.58 | 112.38 |
| 33 | Kota Probolinggo | 7.45 | 113.12 |
| 34 | Kota Pasuruan | 7.38 | 112.54 |
| 35 | Kota Mojokerto | 7.28 | 112.25 |
| 36 | Kota Madiun | 7.37 | 111.3 |
| 37 | Kota Surabaya | 7.14 | 112.44 |
| 38 | Kota Batu | 7.51 | 112.31 |

Lampiran 8: Variabel Prediktor Tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa

Timur

| No | Kabupaten/Kota | X_1 | X_2 | X_3 | X_4 |
|----|------------------|-------|-------|-------|-------|
| 1 | Kab Pacitan | 17.85 | 19.5 | 71.81 | 19.9 |
| 2 | Kab Ponorogo | 14.23 | 13.72 | 82.2 | 17.7 |
| 3 | Kab Trenggalek | 19.3 | 15.98 | 74.86 | 9.7 |
| 4 | Kab Tulungagung | 12.31 | 10.64 | 99.86 | 8.6 |
| 5 | Kab Blitar | 18.64 | 12.14 | 79.87 | 23.5 |
| 6 | Kab Kediri | 22.52 | 15.52 | 45.7 | 25.2 |
| 7 | Kab Malang | 22.59 | 12.54 | 84.39 | 75.8 |
| 8 | Kab Lumajang | 14.88 | 13.98 | 96.14 | 58.6 |
| 9 | Kab Jember | 11.1 | 13.27 | 77.69 | 67.1 |
| 10 | Kab Banyuwangi | 10.78 | 11.25 | 70.49 | 6.7 |
| 11 | Kab Bondowoso | 8.71 | 17.89 | 91.59 | 56.6 |
| 12 | Kab Situbondo | 5.36 | 16.23 | 75.87 | 56 |
| 13 | Kab Probolinggo | 11.48 | 15.22 | 90.28 | 15.5 |
| 14 | Kab Pasuruan | 13.77 | 13.18 | 85.29 | 8.7 |
| 15 | Kab Sidoarjo | 33.87 | 7.45 | 88.17 | 7.7 |
| 16 | Kab Mojokerto | 17.77 | 12.23 | 83.77 | 30 |
| 17 | Kab Jombang | 14.95 | 13.81 | 60.34 | 34.4 |
| 18 | Kab Nganjuk | 16.23 | 14.91 | 78.25 | 7.1 |
| 19 | Kab Madiun | 25.93 | 15.45 | 96.61 | 9.8 |
| 20 | Kab Magetan | 10.99 | 12.95 | 100 | 93 |
| 21 | Kab Ngawi | 16.35 | 18.26 | 81.25 | 3.7 |
| 22 | Kab Bojonegoro | 18.52 | 18.78 | 92.23 | 40.2 |
| 23 | Kab Tuban | 12.78 | 20.19 | 91.02 | 41.5 |
| 24 | Kab Lamongan | 18.22 | 18.7 | 77.2 | 35.7 |
| 25 | Kab Gresik | 21.1 | 16.42 | 89.63 | 18.2 |
| 26 | Kab Bangkalan | 7.16 | 28.12 | 78.71 | 21.2 |
| 27 | Kab Sampang | 7.18 | 32.47 | 87.98 | 24.8 |
| 28 | Kab Pamekasan | 4 | 22.48 | 72.72 | 7.7 |
| 29 | Kab Sumenep | 5.57 | 24.61 | 82.86 | 7.6 |
| 30 | Kota Kediri | 27.01 | 9.31 | 76.78 | 24.2 |
| 31 | Kota Blitar | 23.19 | 7.63 | 100 | 38.4 |
| 32 | Kota Malang | 26.09 | 5.9 | 96.96 | 41.3 |
| 33 | Kota Probolinggo | 21.14 | 19.03 | 94.51 | 17 |
| 34 | Kota Pasuruan | 20 | 9 | 75.53 | 25.8 |
| 35 | Kota Mojokerto | 40.76 | 7.42 | 91.19 | 17.4 |
| 36 | Kota Madiun | 25.41 | 6.11 | 89.27 | 33.8 |
| 37 | Kota Surabaya | 35.33 | 7.07 | 83.39 | 26.9 |
| 38 | Kota Batu | 42.71 | 5.11 | 85.41 | 59.6 |

Lampiran 8: (Lanjutan)

| No | Kabupaten/Kota | X_5 | X_6 | X_7 |
|----|------------------|-------|-------|-------|
| 1 | Kab Pacitan | 4.58 | 47.86 | 56.84 |
| 2 | Kab Ponorogo | 2.64 | 54.09 | 57.6 |
| 3 | Kab Trenggalek | 2.8 | 40.38 | 58.89 |
| 4 | Kab Tulungagung | 3.25 | 65.98 | 54.76 |
| 5 | Kab Blitar | 3.59 | 46.93 | 57.9 |
| 6 | Kab Kediri | 2.29 | 54.49 | 61.67 |
| 7 | Kab Malang | 2.89 | 60.98 | 55.67 |
| 8 | Kab Lumajang | 3.25 | 54.69 | 56.9 |
| 9 | Kab Jember | 2.89 | 40.23 | 59.8 |
| 10 | Kab Banyuwangi | 1.8 | 23.54 | 58.78 |
| 11 | Kab Bondowoso | 4.22 | 26.97 | 54.49 |
| 12 | Kab Situbondo | 4.64 | 32.6 | 68.29 |
| 13 | Kab Probolinggo | 3.83 | 41.18 | 58.58 |
| 14 | Kab Pasuruan | 1.87 | 63.45 | 60.47 |
| 15 | Kab Sidoarjo | 1.79 | 41.09 | 53.39 |
| 16 | Kab Mojokerto | 2.25 | 53.26 | 59.26 |
| 17 | Kab Jombang | 4.13 | 91.08 | 59.72 |
| 18 | Kab Nganjuk | 2.5 | 51.89 | 59.74 |
| 19 | Kab Madiun | 3.51 | 60.14 | 57.68 |
| 20 | Kab Magetan | 4.63 | 76.4 | 54.67 |
| 21 | Kab Ngawi | 4.88 | 71.97 | 62.16 |
| 22 | Kab Bojonegoro | 2.55 | 7.47 | 55.41 |
| 23 | Kab Tuban | 3.51 | 60.62 | 59.98 |
| 24 | Kab Lamongan | 2.17 | 69.6 | 59.01 |
| 25 | Kab Gresik | 2.06 | 65.13 | 58.41 |
| 26 | Kab Bangkalan | 1.9 | 24.11 | 65.11 |
| 27 | Kab Sampang | 2.11 | 26.62 | 63.27 |
| 28 | Kab Pamekasan | 1.93 | 35.72 | 62.54 |
| 29 | Kab Sumenep | 2.56 | 18.82 | 61.78 |
| 30 | Kota Kediri | 3.9 | 63.12 | 50.24 |
| 31 | Kota Blitar | 4.01 | 72.89 | 47.24 |
| 32 | Kota Malang | 4.22 | 25.17 | 44.65 |
| 33 | Kota Probolinggo | 7.35 | 71.95 | 44.74 |
| 34 | Kota Pasuruan | 1.26 | 75.45 | 55.27 |
| 35 | Kota Mojokerto | 2.8 | 90.97 | 47.28 |
| 36 | Kota Madiun | 2.43 | 69.01 | 47.08 |
| 37 | Kota Surabaya | 3.38 | 30.86 | 44.58 |
| 38 | Kota Batu | 2.04 | 61.1 | 47.03 |

Lampiran 8: (Lanjutan)

X_1 = Persalinan dengan Dokter

X_2 = Rumah Tangga Miskin

X_3 = Balita yang Mendapat Vitamin A

X_4 = Bayi yang Mendapat ASI Eksklusif

X_5 = Bayi dengan Berat Lahir Rendah

X_6 = Bayi yang Mendapat Imunisasi Lengkap

X_7 = Rata-rata Konsumsi Makanan



Lampiran 9: Output Program SPSS.16 untuk Deteksi *Outlier*

Case Processing Summary

| Unweighted Cases ^a | | N | Percent |
|-------------------------------|----------------------|----|---------|
| Selected Cases | Included in Analysis | 38 | 100.0 |
| | Missing Cases | 0 | .0 |
| | Total | 38 | 100.0 |
| Unselected Cases | | 0 | .0 |
| Total | | 38 | 100.0 |

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable

Encoding

| Original Value | Internal Value |
|----------------|----------------|
| 0-12.2 | 0 |
| 12.3-17.2 | 1 |

Iteration History^{a,b,c}

| Iteration | -2 Log likelihood | Coefficients | |
|-----------|-------------------|--------------|-------|
| | | Constant | |
| Step 0 | 1 | 48.828 | -.632 |
| | 2 | 48.824 | -.654 |
| | 3 | 48.824 | -.654 |

a. Constant is included in the model.

b. Initial -2 Log Likelihood: 48.824

c. Estimation terminated at iteration number 3 because parameter estimates changed by less than .001.

Classification Table^{a,b}

| Observed | Predicted | | Percentage Correct |
|----------|-----------|-----------|--------------------|
| | Y | | |
| | 0-12.2 | 12.3-17.2 | |
| | | | |

| | | | | | |
|--------------------|---|-----------|----|---|-------|
| Step 0 | Y | 0-12.2 | 25 | 0 | 100.0 |
| | | 12.3-17.2 | 13 | 0 | .0 |
| Overall Percentage | | | | | 65.8 |

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is .500

Variables in the Equation

| | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) |
|-----------------|-------|------|-------|----|------|--------|
| Step 0 Constant | -.654 | .342 | 3.657 | 1 | .056 | .520 |

Variables not in the Equation

| | Score | df | Sig. |
|---------------------|--------|----|------|
| Step 0 Variables X1 | 6.391 | 1 | .011 |
| X2 | 4.236 | 1 | .040 |
| X3 | 3.409 | 1 | .065 |
| X4 | 1.862 | 1 | .172 |
| X5 | 2.543 | 1 | .111 |
| X6 | 4.851 | 1 | .028 |
| X7 | 8.962 | 1 | .003 |
| Overall Statistics | 12.957 | 7 | .073 |

Iteration History^{a,b,c,d}

| Iteration | | -2 Log likelihood | Coefficients | | | | | | | |
|-----------|---|-------------------|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| | | | Constant | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 | X7 |
| Step 1 | 1 | 35.039 | .115 | -.045 | -.030 | -.020 | -.013 | -.167 | -.021 | .074 |
| | 2 | 32.288 | -2.077 | -.068 | -.078 | -.024 | -.019 | -.291 | -.033 | .153 |
| | 3 | 31.847 | -4.572 | -.076 | -.105 | -.023 | -.021 | -.371 | -.038 | .213 |
| | 4 | 31.828 | -5.532 | -.078 | -.111 | -.022 | -.021 | -.387 | -.039 | .231 |
| | 5 | 31.828 | -5.601 | -.078 | -.111 | -.022 | -.021 | -.388 | -.039 | .232 |
| | 6 | 31.828 | -5.601 | -.078 | -.111 | -.022 | -.021 | -.388 | -.039 | .232 |

a. Method: Enter

b. Constant is included in the model.

Iteration History^{a,b,c,d}

| Iteration | | -2 Log likelihood | Coefficients | | | | | | | |
|-----------|---|-------------------|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| | | | Constant | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 | X7 |
| Step 1 | 1 | 35.039 | .115 | -.045 | -.030 | -.020 | -.013 | -.167 | -.021 | .074 |
| | 2 | 32.288 | -2.077 | -.068 | -.078 | -.024 | -.019 | -.291 | -.033 | .153 |
| | 3 | 31.847 | -4.572 | -.076 | -.105 | -.023 | -.021 | -.371 | -.038 | .213 |
| | 4 | 31.828 | -5.532 | -.078 | -.111 | -.022 | -.021 | -.387 | -.039 | .231 |
| | 5 | 31.828 | -5.601 | -.078 | -.111 | -.022 | -.021 | -.388 | -.039 | .232 |
| | 6 | 31.828 | -5.601 | -.078 | -.111 | -.022 | -.021 | -.388 | -.039 | .232 |

a. Method: Enter

b. Constant is included in the model.

c. Initial -2 Log Likelihood: 48.824

d. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than .001.

Omnibus Tests of Model Coefficients

| | | Chi-square | df | Sig. |
|--------|-------|------------|----|------|
| Step 1 | Step | 16.996 | 7 | .017 |
| | Block | 16.996 | 7 | .017 |
| | Model | 16.996 | 7 | .017 |

Model Summary

| Step | -2 Log likelihood | Cox & Snell R Square | Nagelkerke R Square |
|------|---------------------|----------------------|---------------------|
| 1 | 31.828 ^a | .361 | .499 |

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than .001.

Hosmer and Lemeshow Test

| Step | Chi-square | df | Sig. |
|------|------------|----|------|
| 1 | 9.466 | 8 | .305 |

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

| | | Y = 0-12.2 | | Y = 12.3-17.2 | | Total |
|--------|----|------------|----------|---------------|----------|-------|
| | | Observed | Expected | Observed | Expected | |
| Step 1 | 1 | 4 | 3.979 | 0 | .021 | 4 |
| | 2 | 4 | 3.907 | 0 | .093 | 4 |
| | 3 | 4 | 3.648 | 0 | .352 | 4 |
| | 4 | 2 | 3.313 | 2 | .687 | 4 |
| | 5 | 2 | 3.091 | 2 | .909 | 4 |
| | 6 | 4 | 2.673 | 0 | 1.327 | 4 |
| | 7 | 3 | 2.015 | 1 | 1.985 | 4 |
| | 8 | 2 | 1.509 | 2 | 2.491 | 4 |
| | 9 | 0 | .700 | 4 | 3.300 | 4 |
| | 10 | 0 | .165 | 2 | 1.835 | 2 |

Classification Table^a

| Observed | Y | Predicted | | Percentage Correct |
|--------------------|-----------|-----------|-----------|--------------------|
| | | Y | | |
| | | 0-12.2 | 12.3-17.2 | |
| Step 1 | 0-12.2 | 22 | 3 | 88.0 |
| | 12.3-17.2 | 4 | 9 | 69.2 |
| Overall Percentage | | | | 81.6 |

a. The cut value is .500

Variables in the Equation

| | | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95.0% C.I. for EXP(B) | |
|---------------------|----|-------|------|-------|----|------|--------|-----------------------|-------|
| | | | | | | | | Lower | Upper |
| Step 1 ^a | X1 | -.078 | .102 | .572 | 1 | .449 | .925 | .757 | 1.131 |
| | X2 | -.111 | .122 | .834 | 1 | .361 | .895 | .705 | 1.136 |
| | X3 | -.022 | .048 | .211 | 1 | .646 | .978 | .891 | 1.074 |
| | X4 | -.021 | .026 | .683 | 1 | .409 | .979 | .931 | 1.030 |
| | X5 | -.388 | .496 | .611 | 1 | .434 | .679 | .257 | 1.794 |
| | X6 | -.039 | .028 | 1.889 | 1 | .169 | .962 | .910 | 1.017 |

| | | | | | | | | |
|----------|--------|--------|-------|---|------|-------|------|-------|
| X7 | .232 | .213 | 1.193 | 1 | .275 | 1.261 | .832 | 1.913 |
| Constant | -5.601 | 15.365 | .133 | 1 | .715 | .004 | | |

a. Variable(s) entered on step 1: X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7.

Correlation Matrix

| | Constant | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 | X7 |
|-----------------|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Step 1 Constant | 1.000 | -.649 | .217 | -.699 | -.244 | -.130 | .028 | -.936 |
| X1 | -.649 | 1.000 | .195 | .324 | .246 | .171 | -.105 | .516 |
| X2 | .217 | .195 | 1.000 | -.151 | .086 | -.008 | .419 | -.451 |
| X3 | -.699 | .324 | -.151 | 1.000 | .114 | -.054 | .072 | .522 |
| X4 | -.244 | .246 | .086 | .114 | 1.000 | -.145 | .137 | .168 |
| X5 | -.130 | .171 | -.008 | -.054 | -.145 | 1.000 | -.155 | .066 |
| X6 | .028 | -.105 | .419 | .072 | .137 | -.155 | 1.000 | -.209 |
| X7 | -.936 | .516 | -.451 | .522 | .168 | .066 | -.209 | 1.000 |

Step number: 1

Observed Groups and Predicted Probabilities

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|----|--|--|---|--|
| F | 4 | 0 | | | | | | |
| R | 3 | 0 | 0 | | | | | |
| E | | 0 | 0 | | | | | |
| Q | | 0 | 0 | | | | | |
| U | | 0 | 0 | | | | | |
| E | 2 | 0 | 0 | 01 | | | 0 | |
| N | | 0 | 0 | 01 | | | 0 | |
| C | | 0 | 0 | 01 | | | 0 | |
| Y | | 0 | 0 | 01 | | | 0 | |

| | | | | | | |
|----|---|-----|------|---|-------|--------|
| 21 | S | 0 | .262 | 0 | -.262 | -.596 |
| 22 | S | 0 | .396 | 0 | -.396 | -.809 |
| 23 | S | 1** | .179 | 0 | .821 | 2.142 |
| 24 | S | 1** | .196 | 0 | .804 | 2.023 |
| 25 | S | 0 | .231 | 0 | -.231 | -.548 |
| 26 | S | 1** | .878 | 1 | .122 | 3.373 |
| 27 | S | 0 | .646 | 1 | -.646 | -3.351 |
| 28 | S | 1** | .901 | 1 | .099 | 2.332 |
| 29 | S | 1** | .866 | 1 | .134 | 2.394 |
| 30 | S | 0 | .037 | 0 | -.037 | .197 |
| 31 | S | 0 | .009 | 0 | -.009 | -.096 |
| 32 | S | 0 | .028 | 0 | -.028 | -.170 |
| 33 | S | 0 | .001 | 0 | .000 | .029 |
| 34 | S | 0 | .276 | 0 | -.276 | -.617 |
| 35 | S | 0 | .004 | 0 | -.004 | -.060 |
| 36 | S | 0 | .026 | 0 | -.026 | -.162 |
| 37 | S | 0 | .024 | 0 | -.024 | -.157 |
| 38 | S | 0 | .008 | 0 | -.008 | -.087 |

a. S = Selected, U = Unselected cases, and ** = Misclassified cases.



Lampiran 10: Output Model Logistik dengan GWR4

```
*****
****
*           Semiparametric Geographically Weighted Regression
*
*           Release 1.0.80 (GWR 4.0.80)
*
*           12 March 2014
*
*           (Originally coded by T. Nakaya: 1 Nov 2009)
*
*           Tomoki Nakaya(1), Martin Charlton(2), Paul Lewis(2),
*           Jing Yao (3), A. Stewart Fotheringham (3), Chris Brunson (2)
*           (c) GWR4 development team
*
* (1) Ritsumeikan University, (2) National University of Ireland,
Maynooth, *
* (3) University of St. Andrews
*
*****
****

Program began at 5/17/2016 8:26:33 PM

*****
****
Session:
Session control file: E:\Eksekusi Data\data1.ctl
*****
****
Data filename: E:\Eksekusi Data\coba data.csv
Number of areas/points: 38

Model settings-----
Model type: Logistic
Geographic kernel: adaptive Gaussian
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
Local to Global Variable selection: On
Global to Local Variable selection: On
Prediction at non-regression points: OFF

Variable settings-----
Area key: field1: kab/Kota
Easting (x-coord): field10 : Longitude
Northing (y-coord): field11: Latitude
Cartesian coordinates: Euclidean distance
Dependent variable: field2: Y
Offset variable is not specified
Intercept: varying (Local) intercept
Independent variable with varying (Local) coefficient: field3: X1
Independent variable with varying (Local) coefficient: field4: X2
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: field8: X6
 Independent variable with varying (Local) coefficient: field9: X7

Global regression result

< Diagnostic information >

Number of parameters: 8
 Deviance: 31.828373
 Classic AIC: 47.828373
 AICc: 52.793890
 BIC/MDL: 60.929063
 Percent deviance explained 0.348101

| Variable | Estimate | Standard Error | z (Est/SE) | Exp (Est) |
|-----------|-----------|----------------|------------|-----------|
| Intercept | -1.248907 | 0.553988 | -2.254395 | 0.286818 |
| X1 | -0.708633 | 0.936590 | -0.756609 | 0.492317 |
| X2 | -0.659969 | 0.722885 | -0.912965 | 0.516867 |
| X3 | -0.239065 | 0.520055 | -0.459691 | 0.787364 |
| x4 | -0.451157 | 0.545859 | -0.826507 | 0.636891 |
| X5 | -0.447644 | 0.572601 | -0.781773 | 0.639132 |
| X6 | -0.782385 | 0.569294 | -1.374309 | 0.457314 |
| X7 | 1.363508 | 1.248221 | 1.092362 | 3.909886 |

GWR (Geographically weighted regression) bandwidth selection

Bandwidth search <golden section search>

Limits: 1, 40

Error in the initial weight calculation loop
 Index was outside the bounds of the array. Golden section search
 begins...

Initial values

pL Bandwidth: 11.222 Criterion: NaN
 p1 Bandwidth: 22.214 Criterion: 53.944
 p2 Bandwidth: 29.008 Criterion: 52.953
 pU Bandwidth: 40.000 Criterion: NaN
 iter 1 (p2) Bandwidth: 29.008 Criterion: 52.953 Diff:
 6.794
 iter 2 (p2) Bandwidth: 33.206 Criterion: 52.653 Diff:
 4.199

Best bandwidth size 33.000

Minimum AICc 52.653

Lampiran 11: *Output Model GWLR dengan GWR4*

```
*****
****
*           Semiparametric Geographically Weighted Regression
*
*           Release 1.0.80 (GWR 4.0.80)
*
*           12 March 2014
*
*           (Originally coded by T. Nakaya: 1 Nov 2009)
*
*           Tomoki Nakaya(1), Martin Charlton(2), Paul Lewis(2),
*           Jing Yao (3), A. Stewart Fotheringham (3), Chris Brunson (2)
*           (c) GWR4 development team
*
* (1) Ritsumeikan University, (2) National University of Ireland,
Maynooth, *
* (3) University of St. Andrews
*
*****
****

Program began at 5/17/2016 8:26:33 PM

*****
****
Session:
Session control file: E:\Eksekusi Data\data1.ctl
*****
****
Data filename: E:\Eksekusi Data\coba data.csv
Number of areas/points: 38

Model settings-----
Model type: Logistic
Geographic kernel: adaptive Gaussian
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
Local to Global Variable selection: On
Global to Local Variable selection: On
Prediction at non-regression points: OFF

Variable settings-----
Area key: field1: kab/Kota
Easting (x-coord): field10 : Longitude
Northing (y-coord): field11: Latitude
Cartesian coordinates: Euclidean distance
Dependent variable: field2: Y
Offset variable is not specified
Intercept: varying (Local) intercept
Independent variable with varying (Local) coefficient: field3: X1
Independent variable with varying (Local) coefficient: field4: X2
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: field8: X6
 Independent variable with varying (Local) coefficient: field9: X7

 GWR (Geographically weighted regression) result

Bandwidth and geographic ranges
 Bandwidth size: 20,000000
 Coordinate Min Max Range

 X-coord 111,000000 122365,000000 122254,000000
 Y-coord 73,000000 7935,000000 7862,000000
 Diagnostic information
 Effective number of parameters (model: trace(S)): 12,423894
 Effective number of parameters (variance: trace(S'WSW^-1)): 12,546595
 (Warning: trace(S) is smaller than trace(S'S). It means the variance of
 the predictions is inadequately inflated.)
 (Note: n - trace(S) is used for computing the error variance as the
 degree of freedom.)
 Degree of freedom (model: n - trace(S)): 25,576106
 Degree of freedom (residual: n - trace(S)): 25,
 Deviance: 31.828373
 Classic AIC: 47.828373
 AICc: 52.793890
 BIC/MDL: 60.929063
 Percent deviance explained 0.348101

 << Geographically varying (Local) coefficients >>

| Variable | Estimate | Standard Error | z (Est/SE) | Exp (Est) |
|-----------|-----------|----------------|------------|-----------|
| Intercept | -1.761081 | 0.553988 | -2.254395 | 0.286818 |
| X1 | 2.863371 | 0.936590 | -1.756609 | 0.492317 |
| X2 | -0.546098 | 0.722885 | -0.912965 | 0.516867 |
| X3 | -1.567256 | 0.520055 | -2.459691 | 0.787364 |
| x4 | -0.674531 | 0.545859 | -0.826507 | 0.636891 |
| X5 | -0.556991 | 0.572601 | -0.781773 | 0.639132 |
| X6 | -2.675470 | 0.569294 | -1.374309 | 0.457314 |
| X7 | 1.363508 | 1.248221 | 1.092362 | 3.909886 |

 GWR (Geographically weighted regression) bandwidth selection

Bandwidth search <golden section search>
 Limits: 1, 40

Error in the initial weight calculation loop
 Index was outside the bounds of the array. Golden section search
 begins...

Initial values
 pL Bandwidth: 11.222 Criterion: NaN
 p1 Bandwidth: 22.214 Criterion: 53.944
 p2 Bandwidth: 29.008 Criterion: 52.953
 pU Bandwidth: 40.000 Criterion: NaN
 iter 1 (p2) Bandwidth: 29.008 Criterion: 52.953 Diff:
 6.794

```

iter      2 (p2) Bandwidth:      33.206 Criterion:      52.653 Diff:
4.199
Best bandwidth size 33.000
Minimum AICc      52.653

```

```

*****
****
GWR (Geographically weighted regression) result
*****
****

```

```

Bandwidth and geographic ranges
Bandwidth size:      33.206422
Coordinate           Min           Max           Range
-----
X-coord              6.520000      8.160000      1.640000
Y-coord              111.060000     114.210000     3.150000

```

```

Diagnostic information
Effective number of parameters (model: trace(S)):
9.145640
Effective number of parameters (variance: trace(S'WSW^-1)):
8.432630
Degree of freedom (model: n - trace(S)):
28.854360
Degree of freedom (residual: n - 2trace(S) + trace(S'WSW^-1)):
28.141350
Deviance:           27.699654
Classic AIC:        45.990934
AICc:               52.653329
BIC/MDL:           60.967707
Percent deviance explained 0.432664

```

```

*****
<< Geographically varying (Local) coefficients >>
*****
Estimates of varying coefficients have been saved in the following file.
Listwise output file: E:\Eksekusi Data\data1_listwise.csv

```

```

Summary statistics for varying (Local) coefficients
Variable           Mean           STD
-----
Intercept          -1.228795      0.145955
X1                  -0.486270      0.163218
X2                  -0.619743      0.063238
X3                  -0.219813      0.037601
x4                  -0.459264      0.117046
X5                  -0.449494      0.154753
X6                  -0.761781      0.100750
X7                  1.507523       0.224702

```

```

Variable           Min           Max           Range
-----
Intercept          -1.497325     -1.063539     0.433785
X1                  -0.822887     -0.298156     0.524732
X2                  -0.735687     -0.565759     0.169928
X3                  -0.288256     -0.176478     0.111778
x4                  -0.650048     -0.300103     0.349945
X5                  -0.671298     -0.248302     0.422996
X6                  -0.938282     -0.639995     0.298287
X7                  1.162504      1.813180     0.650676

```

```

Variable           Lwr Quartile   Median         Upr Quartile
-----
Intercept          -1.437276     -1.232635     -1.133319
X1                  -0.693636     -0.416361     -0.386315

```

| | | | |
|----|-----------|-----------|-----------|
| X2 | -0.716966 | -0.607873 | -0.578218 |
| X3 | -0.265061 | -0.219257 | -0.192709 |
| x4 | -0.585051 | -0.465120 | -0.361564 |
| X5 | -0.641180 | -0.477346 | -0.290280 |
| X6 | -0.883037 | -0.778317 | -0.683656 |
| X7 | 1.267292 | 1.627254 | 1.752561 |

| Variable | Interquartile R | Robust STD |
|-----------|-----------------|------------|
| Intercept | 0.303956 | 0.225320 |
| X1 | 0.307321 | 0.227814 |
| X2 | 0.138749 | 0.102853 |
| X3 | 0.072353 | 0.053634 |
| x4 | 0.223487 | 0.165669 |
| X5 | 0.350900 | 0.260119 |
| X6 | 0.199381 | 0.147799 |
| X7 | 0.485269 | 0.359725 |

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

GWR Analysis of Deviance Table

| Source | Deviance | DOF | Deviance/DOF |
|--------------|----------|--------|--------------|
| Global model | 31.828 | 30.000 | 1.061 |
| GWR model | 27.700 | 28.141 | 0.984 |
| Difference | 4.129 | 1.859 | 2.221 |

Geographical variability tests of local coefficients

| Variable | Diff of deviance | Diff of DOF | DIFF of Criterion |
|-----------|------------------|-------------|-------------------|
| Intercept | 0.843451 | 0.086461 | -0.531055 |
| X1 | 0.576899 | 0.157151 | -0.010524 |
| X2 | 0.153367 | 0.081074 | 0.139619 |
| X3 | 0.057925 | 0.115479 | 0.358882 |
| x4 | 0.830911 | 0.133715 | -0.348598 |
| X5 | 1.019316 | 0.073832 | -0.752431 |
| X6 | 0.506386 | 0.125785 | -0.052549 |
| X7 | 0.428291 | 0.229054 | 0.395107 |

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

Chi-square test: in case of no spatial variability, [Diff of deviance] follows the Chi-square distribution (DOF is the diff of DOF).

There is no independent variables in the box of fixed (Global) coef.
(Global to Local) Variable selection is not conducted.

(L -> G) Variable selection from varying coefficients to fixed coefficients

Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

Initial values

| | | | | | | | |
|------|------------|------------|------------|------------|--------|-------|-------|
| pL | Bandwidth: | 11.222 | Criterion: | NaN | | | |
| p1 | Bandwidth: | 22.214 | Criterion: | 54.671 | | | |
| p2 | Bandwidth: | 29.008 | Criterion: | 53.686 | | | |
| pU | Bandwidth: | 40.000 | Criterion: | 28.278 | | | |
| iter | 1 (p2) | Bandwidth: | 29.008 | Criterion: | 53.686 | Diff: | 6.794 |
| iter | 2 (p2) | Bandwidth: | 33.206 | Criterion: | 53.184 | Diff: | 4.199 |
| iter | 3 (p2) | Bandwidth: | 35.801 | Criterion: | 53.127 | Diff: | 2.595 |
| iter | 4 (p2) | Bandwidth: | 37.405 | Criterion: | 53.047 | Diff: | 1.604 |
| iter | 5 (p2) | Bandwidth: | 38.396 | Criterion: | 52.824 | Diff: | 0.991 |

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. The upper limit in your search
has been selected as the optimal bandwidth size.

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc 52.824
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

Initial values

| | | | | | | | |
|------|------------|------------|------------|------------|--------|-------|-------|
| pL | Bandwidth: | 11.222 | Criterion: | NaN | | | |
| p1 | Bandwidth: | 22.214 | Criterion: | 53.743 | | | |
| p2 | Bandwidth: | 29.008 | Criterion: | 52.930 | | | |
| pU | Bandwidth: | 40.000 | Criterion: | 52.824 | | | |
| iter | 1 (p2) | Bandwidth: | 29.008 | Criterion: | 52.930 | Diff: | 6.794 |
| iter | 2 (p2) | Bandwidth: | 33.206 | Criterion: | 52.664 | Diff: | 4.199 |

Best bandwidth size 33.000
Minimum AICc 52.664
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

Initial values

| | | | | | | | |
|------|------------|------------|------------|------------|--------|-------|-------|
| pL | Bandwidth: | 11.222 | Criterion: | 61.788 | | | |
| p1 | Bandwidth: | 22.214 | Criterion: | 53.050 | | | |
| p2 | Bandwidth: | 29.008 | Criterion: | 52.108 | | | |
| pU | Bandwidth: | 40.000 | Criterion: | 52.664 | | | |
| iter | 1 (p2) | Bandwidth: | 29.008 | Criterion: | 52.108 | Diff: | 6.794 |
| iter | 2 (p1) | Bandwidth: | 29.008 | Criterion: | 52.108 | Diff: | 4.199 |
| iter | 3 (p2) | Bandwidth: | 29.008 | Criterion: | 52.108 | Diff: | 2.595 |
| iter | 4 (p2) | Bandwidth: | 30.612 | Criterion: | 51.994 | Diff: | 1.604 |
| iter | 5 (p2) | Bandwidth: | 31.603 | Criterion: | 51.422 | Diff: | 0.991 |

```

iter    6 (p1) Bandwidth:    31.603 Criterion:    51.422 Diff:
0.613
Best bandwidth size 31.000
Minimum AICc    51.422
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values

```

pL      Bandwidth:    9.484 Criterion:    64.344
p1      Bandwidth:    21.140 Criterion:    53.381
p2      Bandwidth:    28.344 Criterion:    52.485
pU      Bandwidth:    40.000 Criterion:    51.422
iter    1 (p2) Bandwidth:    28.344 Criterion:    52.485 Diff:
7.204
iter    2 (p2) Bandwidth:    32.796 Criterion:    52.271 Diff:
4.452
iter    3 (p1) Bandwidth:    32.796 Criterion:    52.271 Diff:
2.752
iter    4 (p2) Bandwidth:    32.796 Criterion:    52.271 Diff:
1.701
iter    5 (p1) Bandwidth:    32.796 Criterion:    52.271 Diff:
1.051

```

```

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

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc    52.271
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values

```

pL      Bandwidth:    10.125 Criterion:    63.940
p1      Bandwidth:    21.536 Criterion:    54.465
p2      Bandwidth:    28.589 Criterion:    53.319
pU      Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.271
iter    1 (p2) Bandwidth:    28.589 Criterion:    53.319 Diff:
7.052
iter    2 (p2) Bandwidth:    32.948 Criterion:    52.994 Diff:
4.359
iter    3 (p2) Bandwidth:    35.641 Criterion:    52.982 Diff:
2.694
iter    4 (p2) Bandwidth:    37.306 Criterion:    52.882 Diff:
1.665
iter    5 (p2) Bandwidth:    38.335 Criterion:    52.780 Diff:
1.029

```

```

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

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc    52.780
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values

```

pL           Bandwidth:    11.222 Criterion:    NaN
p1           Bandwidth:    22.214 Criterion:    55.492
p2           Bandwidth:    29.008 Criterion:    53.964
pU           Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.780
iter 1 (p2) Bandwidth:    29.008 Criterion:    53.964 Diff:
6.794
iter 2 (p2) Bandwidth:    33.206 Criterion:    53.406 Diff:
4.199
iter 3 (p2) Bandwidth:    35.801 Criterion:    53.302 Diff:
2.595
iter 4 (p2) Bandwidth:    37.405 Criterion:    53.182 Diff:
1.604
iter 5 (p2) Bandwidth:    38.396 Criterion:    52.905 Diff:
0.991

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array.The upper limit in your search
has been selected as the optimal bandwidth size.

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array.Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc      52.905
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values
pL           Bandwidth:    10.125 Criterion:    66.448
p1           Bandwidth:    21.536 Criterion:    54.707
p2           Bandwidth:    28.589 Criterion:    53.176
pU           Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.905
iter 1 (p2) Bandwidth:    28.589 Criterion:    53.176 Diff:
7.052
iter 2 (p2) Bandwidth:    32.948 Criterion:    52.746 Diff:
4.359
iter 3 (p2) Bandwidth:    35.641 Criterion:    52.707 Diff:
2.694
iter 4 (p2) Bandwidth:    37.306 Criterion:    52.653 Diff:
1.665
iter 5 (p2) Bandwidth:    38.335 Criterion:    52.547 Diff:
1.029
Best bandwidth size 38.000
Minimum AICc      52.547
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values
pL           Bandwidth:    11.222 Criterion:    NaN
p1           Bandwidth:    22.214 Criterion:    53.509
p2           Bandwidth:    29.008 Criterion:    52.489
pU           Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.547
iter 1 (p2) Bandwidth:    29.008 Criterion:    52.489 Diff:
6.794
iter 2 (p2) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.258 Diff:
4.199
iter 3 (p1) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.258 Diff:
2.595
iter 4 (p2) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.258 Diff:
1.604

```

```

iter    5 (p1) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.258 Diff:
0.991
iter    6 (p2) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.258 Diff:
0.613
Best bandwidth size 33.000
Minimum AICc      52.258
  Step 0, improved criterion      51.422304  2 X2 becomes a fixed
term.
Bandwidth search <golden section search>
  Limits: 1, 40

  Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...
  Initial values
pL      Bandwidth:    7.100 Criterion:    72.222
p1      Bandwidth:    19.667 Criterion:    55.488
p2      Bandwidth:    27.433 Criterion:    54.099
pU      Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.258
iter    1 (p2) Bandwidth:    27.433 Criterion:    54.099 Diff:
7.767
iter    2 (p2) Bandwidth:    32.233 Criterion:    53.132 Diff:
4.800
iter    3 (p2) Bandwidth:    35.200 Criterion:    53.080 Diff:
2.967
iter    4 (p2) Bandwidth:    37.033 Criterion:    53.039 Diff:
1.833
iter    5 (p2) Bandwidth:    38.167 Criterion:    52.846 Diff:
1.133
The upper limit in your search has been selected as the optimal bandwidth
size.

  Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc      52.846
Bandwidth search <golden section search>
  Limits: 1, 40

  Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...
  Initial values
pL      Bandwidth:    10.125 Criterion:    63.950
p1      Bandwidth:    21.536 Criterion:    53.214
p2      Bandwidth:    28.589 Criterion:    52.382
pU      Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.846
iter    1 (p2) Bandwidth:    28.589 Criterion:    52.382 Diff:
7.052
iter    2 (p2) Bandwidth:    32.948 Criterion:    52.221 Diff:
4.359
iter    3 (p1) Bandwidth:    32.948 Criterion:    52.221 Diff:
2.694
iter    4 (p2) Bandwidth:    32.948 Criterion:    52.221 Diff:
1.665
iter    5 (p1) Bandwidth:    32.948 Criterion:    52.221 Diff:
1.029
Best bandwidth size 32.000
Minimum AICc      52.221
Bandwidth search <golden section search>
  Limits: 1, 40

  Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...
  Initial values

```

```

pL           Bandwidth:    10.125 Criterion:    60.022
p1           Bandwidth:    21.536 Criterion:    52.191
p2           Bandwidth:    28.589 Criterion:    51.700
pU           Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.221
iter 1 (p2) Bandwidth:    28.589 Criterion:    51.700 Diff:
7.052
iter 2 (p1) Bandwidth:    28.589 Criterion:    51.700 Diff:
4.359
iter 3 (p1) Bandwidth:    25.895 Criterion:    51.565 Diff:
2.694
iter 4 (p2) Bandwidth:    25.895 Criterion:    51.565 Diff:
1.665
iter 5 (p1) Bandwidth:    25.895 Criterion:    51.565 Diff:
1.029
Best bandwidth size 25.000
Minimum AICc      51.565
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...
Initial values
pL           Bandwidth:    11.222 Criterion:    61.119
p1           Bandwidth:    22.214 Criterion:    53.275
p2           Bandwidth:    29.008 Criterion:    52.832
pU           Bandwidth:    40.000 Criterion:    51.565
iter 1 (p2) Bandwidth:    29.008 Criterion:    52.832 Diff:
6.794
iter 2 (p2) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.690 Diff:
4.199
iter 3 (p1) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.690 Diff:
2.595
iter 4 (p2) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.690 Diff:
1.604
iter 5 (p1) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.690 Diff:
0.991
iter 6 (p1) Bandwidth:    32.594 Criterion:    52.663 Diff:
0.613
The upper limit in your search has been selected as the optimal bandwidth
size.

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc      52.663
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...
Initial values
pL           Bandwidth:    9.484 Criterion:    65.498
p1           Bandwidth:    21.140 Criterion:    54.486
p2           Bandwidth:    28.344 Criterion:    53.681
pU           Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.663
iter 1 (p2) Bandwidth:    28.344 Criterion:    53.681 Diff:
7.204
iter 2 (p2) Bandwidth:    32.796 Criterion:    52.773 Diff:
4.452
iter 3 (p1) Bandwidth:    32.796 Criterion:    52.773 Diff:
2.752
iter 4 (p1) Bandwidth:    31.096 Criterion:    47.896 Diff:
1.701

```

```

iter    5 (p2) Bandwidth:    31.096 Criterion:    47.896 Diff:
1.051
Best bandwidth size 31.000
Minimum AICc    47.896
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values

```

pL      Bandwidth:    11.222 Criterion:         NaN
p1      Bandwidth:    22.214 Criterion:    53.269
p2      Bandwidth:    29.008 Criterion:    52.383
pU      Bandwidth:    40.000 Criterion:    47.896
iter    1 (p2) Bandwidth:    29.008 Criterion:    52.383 Diff:
6.794
iter    2 (p2) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.293 Diff:
4.199
iter    3 (p1) Bandwidth:    33.206 Criterion:    52.293 Diff:
2.595

```

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

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc    52.291
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values

```

pL      Bandwidth:    8.772 Criterion:    64.047
p1      Bandwidth:    20.700 Criterion:    53.850
p2      Bandwidth:    28.072 Criterion:    52.521
pU      Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.291
iter    1 (p2) Bandwidth:    28.072 Criterion:    52.521 Diff:
7.372
iter    2 (p2) Bandwidth:    32.628 Criterion:    52.363 Diff:
4.556
iter    3 (p1) Bandwidth:    32.628 Criterion:    52.363 Diff:
2.816
iter    4 (p2) Bandwidth:    32.628 Criterion:    52.363 Diff:
1.740
iter    5 (p2) Bandwidth:    33.704 Criterion:    52.350 Diff:
1.076
iter    6 (p1) Bandwidth:    33.704 Criterion:    52.350 Diff:
0.665

```

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

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc    52.350
Step 1, improved criterion    47.895856    5 X5 becomes a fixed
term.
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values

```

pL           Bandwidth:      6.123 Criterion:      85.269
p1           Bandwidth:      19.063 Criterion:      55.276
p2           Bandwidth:      27.060 Criterion:      54.442
pU           Bandwidth:      40.000 Criterion:      52.350
iter    1 (p2) Bandwidth:      27.060 Criterion:      54.442 Diff:
7.997
iter    2 (p2) Bandwidth:      32.003 Criterion:      53.474 Diff:
4.943
iter    3 (p2) Bandwidth:      35.057 Criterion:      53.393 Diff:
3.055
iter    4 (p2) Bandwidth:      36.945 Criterion:      53.372 Diff:
1.888
iter    5 (p2) Bandwidth:      38.112 Criterion:      53.070 Diff:
1.167
The upper limit in your search has been selected as the optimal bandwidth
size.

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc      53.070
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...
Initial values
pL           Bandwidth:      9.484 Criterion:      68.729
p1           Bandwidth:      21.140 Criterion:      55.007
p2           Bandwidth:      28.344 Criterion:      53.789
pU           Bandwidth:      40.000 Criterion:      53.070
iter    1 (p2) Bandwidth:      28.344 Criterion:      53.789 Diff:
7.204
iter    2 (p2) Bandwidth:      32.796 Criterion:      53.181 Diff:
4.452
iter    3 (p2) Bandwidth:      35.548 Criterion:      53.075 Diff:
2.752
iter    4 (p2) Bandwidth:      37.248 Criterion:      53.007 Diff:
1.701
iter    5 (p2) Bandwidth:      38.299 Criterion:      52.818 Diff:
1.051
Best bandwidth size 38.000
Minimum AICc      52.818
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...
Initial values
pL           Bandwidth:      7.100 Criterion:      69.902
p1           Bandwidth:      19.667 Criterion:      53.696
p2           Bandwidth:      27.433 Criterion:      53.140
pU           Bandwidth:      40.000 Criterion:      52.818
iter    1 (p2) Bandwidth:      27.433 Criterion:      53.140 Diff:
7.767
iter    2 (p2) Bandwidth:      32.233 Criterion:      51.276 Diff:
4.800
iter    3 (p1) Bandwidth:      32.233 Criterion:      51.276 Diff:
2.967
iter    4 (p2) Bandwidth:      32.233 Criterion:      51.276 Diff:
1.833
iter    5 (p1) Bandwidth:      32.233 Criterion:      51.276 Diff:
1.133

```

```

iter    6 (p2) Bandwidth:    32.233 Criterion:    51.276 Diff:
0.700
Best bandwidth size 32.000
Minimum AICc      51.276
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values

```

pL      Bandwidth:    8.772 Criterion:    65.784
p1      Bandwidth:    20.700 Criterion:    55.472
p2      Bandwidth:    28.072 Criterion:    53.431
pU      Bandwidth:    40.000 Criterion:    51.276
iter    1 (p2) Bandwidth:    28.072 Criterion:    53.431 Diff:
7.372
iter    2 (p2) Bandwidth:    32.628 Criterion:    53.140 Diff:
4.556
iter    3 (p2) Bandwidth:    35.444 Criterion:    53.085 Diff:
2.816
iter    4 (p2) Bandwidth:    37.184 Criterion:    52.977 Diff:
1.740
iter    5 (p2) Bandwidth:    38.260 Criterion:    52.866 Diff:
1.076

```

```

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

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc      52.866
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values

```

pL      Bandwidth:    9.484 Criterion:    62.532
p1      Bandwidth:    21.140 Criterion:    53.798
p2      Bandwidth:    28.344 Criterion:    53.141
pU      Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.866
iter    1 (p2) Bandwidth:    28.344 Criterion:    53.141 Diff:
7.204
iter    2 (p2) Bandwidth:    32.796 Criterion:    52.821 Diff:
4.452
iter    3 (p2) Bandwidth:    35.548 Criterion:    52.804 Diff:
2.752
iter    4 (p2) Bandwidth:    37.248 Criterion:    52.756 Diff:
1.701
iter    5 (p2) Bandwidth:    38.299 Criterion:    52.672 Diff:
1.051

```

```

Best bandwidth size 38.000
Minimum AICc      52.672
Bandwidth search <golden section search>
Limits: 1, 40

```

```

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array. Golden section search
begins...

```

Initial values

```

pL      Bandwidth:    8.772 Criterion:    69.098
p1      Bandwidth:    20.700 Criterion:    55.321
p2      Bandwidth:    28.072 Criterion:    53.705
pU      Bandwidth:    40.000 Criterion:    52.672

```

```

iter 1 (p2) Bandwidth: 28.072 Criterion: 53.705 Diff:
7.372
iter 2 (p2) Bandwidth: 32.628 Criterion: 53.212 Diff:
4.556
iter 3 (p2) Bandwidth: 35.444 Criterion: 53.119 Diff:
2.816
iter 4 (p2) Bandwidth: 37.184 Criterion: 53.057 Diff:
1.740
iter 5 (p2) Bandwidth: 38.260 Criterion: 52.904 Diff:
1.076

```

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

Error in the initial weight calculation loop
Index was outside the bounds of the array.Best bandwidth size 40.000
Minimum AICc 52.904

The summary of the L -> G variable selection
modelAICc

```

-----
GWR model before L -> G selection      52.653329
GWR model after L -> G selection       47.895856
Improvement                            4.757473

```

Model summary and local stats are being updated by the improved model.

```

*****
****
GWR (Geographically weighted regression) result
*****
****

```

Bandwidth and geographic ranges

```

Bandwidth size: 31.095593
Coordinate      Min      Max      Range
-----
X-coord         6.520000  8.160000  1.640000
Y-coord        111.060000  114.210000  3.150000

```

Diagnostic information

```

Effective number of parameters (model: trace(S)):
-4.749610
Effective number of parameters (variance: trace(S'WSW^-1)):
759.448116
(Warning: trace(S) is smaller than trace(S'S). It means the variance of
the predictions is inadequately inflated.)
(Note: n - trace(S) is used for computing the error variance as the
degree of freedom.)
Degree of freedom (model: n - trace(S)):
42.749610
Degree of freedom (residual: n - trace(S)):
42.749610
Deviance: 28.399280
Classic AIC: 18.900060
AICc: 19.753203
BIC/MDL: 11.122164
Percent deviance explained 0.418334

```

```

*****
<< Fixed (Global) coefficients >>
*****

```

```

Variable      Estimate      Standard Error  z (Estimate/SE)
-----
X2            -0.820462      8.499435      -0.096531
X5            -0.338722      0.687125      -0.492956

```

```

*****
<< Geographically varying (Local) coefficients >>
*****
Estimates of varying coefficients have been saved in the following file.
Listwise output file: E:\Eksekusi Data\data1_listwise.csv

```

Summary statistics for varying (Local) coefficients

| Variable | Mean | STD |
|-----------|-----------|----------|
| Intercept | -1.242972 | 0.155659 |
| X1 | -0.468004 | 0.226467 |
| X3 | -0.206877 | 0.044375 |
| x4 | -0.470999 | 0.129175 |
| X6 | -0.845609 | 0.070412 |
| X7 | 1.707403 | 0.361615 |

| Variable | Min | Max | Range |
|-----------|-----------|-----------|----------|
| Intercept | -1.531518 | -1.045391 | 0.486127 |
| X1 | -0.885321 | -0.190664 | 0.694657 |
| X3 | -0.288834 | -0.153026 | 0.135807 |
| x4 | -0.687653 | -0.271780 | 0.415873 |
| X6 | -0.992583 | -0.762609 | 0.229974 |
| X7 | 1.183987 | 2.178775 | 0.994788 |

| Variable | Lwr Quartile | Median | Upr Quartile |
|-----------|--------------|-----------|--------------|
| Intercept | -1.441146 | -1.241658 | -1.142229 |
| X1 | -0.763357 | -0.389823 | -0.310248 |
| X3 | -0.262902 | -0.201642 | -0.174936 |
| x4 | -0.609184 | -0.488748 | -0.375642 |
| X6 | -0.921200 | -0.865857 | -0.814529 |
| X7 | 1.284256 | 1.918540 | 2.079117 |

| Variable | Interquartile R | Robust STD |
|-----------|-----------------|------------|
| Intercept | 0.298918 | 0.221585 |
| X1 | 0.453109 | 0.335885 |
| X3 | 0.087966 | 0.065208 |
| x4 | 0.233542 | 0.173122 |
| X6 | 0.106670 | 0.079073 |
| X7 | 0.794861 | 0.589223 |

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

```

*****

```

```

****

```

```

Program terminated at 5/17/2016 8:26:47 PM

```

Lampiran 12: Output Program R 2.11.1 (Nilai Bandwidth Optimum)

```
> data=read.delim("d:/databaru.txt",header=TRUE)
> data
  kab.Kota X1 X2 X3 X4 X5 X6 X7 Y longitude latitude
1   Pacitan 17.85 19.50 71.81 19.9 4.58 47.86 56.84 0 8.11 111.06
2   Ponorogo 14.23 13.72 82.20 17.7 2.64 54.09 57.60 0 7.52 111.57
3   Trenggalek 19.30 15.98 74.86 9.7 2.80 40.38 58.89 0 8.02 111.42
4   Tulungagung 12.31 10.64 99.86 8.6 3.25 65.98 54.76 0 8.03 111.53
5     Blitar 18.64 12.14 79.87 23.5 3.59 46.93 57.90 0 8.03 112.00
6     Kediri 22.52 15.52 45.70 25.2 2.29 54.49 61.67 1 7.47 112.03
7     Malang 22.59 12.54 84.39 75.8 2.89 60.98 55.67 0 7.59 112.37
8   Lumajang 14.88 13.98 96.14 58.6 3.25 54.69 56.90 0 8.08 113.13
9     Jember 11.10 13.27 77.69 67.1 2.89 40.23 59.80 0 8.16 113.32
10  Banyuwangi 10.78 11.25 70.49 6.7 1.80 23.54 58.78 1 8.10 114.21
11  Bondowoso 8.71 17.89 91.59 56.6 4.22 26.97 54.49 1 7.54 113.49
12  Situbondo 5.36 16.23 75.87 56.0 4.64 32.60 68.29 1 7.43 113.56
13  Probolinggo 11.48 15.22 90.28 15.5 3.83 41.18 58.58 1 7.57 112.92
14  Pasuruan 13.77 13.18 85.29 8.7 1.87 63.45 60.47 1 7.47 112.74
15  Sidoarjo 33.87 7.45 88.17 7.7 1.79 41.09 53.39 1 7.27 112.42
16  Mojokerto 17.77 12.23 83.77 30.0 2.25 53.26 59.26 0 7.32 112.48
17  Jombang 14.95 13.81 60.34 34.4 4.13 91.08 59.72 0 7.32 112.13
18  Nganjuk 16.23 14.91 78.25 7.1 2.50 51.89 59.74 1 7.36 111.53
19  Madiun 25.93 15.45 96.61 9.8 3.51 60.14 57.68 0 7.34 111.26
20  Magetan 10.99 12.95 100.00 93.0 4.63 76.40 54.67 0 7.39 111.19
21  Ngawi 16.35 18.26 81.25 3.7 4.88 71.97 62.16 0 7.24 111.26
22  Bojonegoro 18.52 18.78 92.23 40.2 2.55 7.47 55.41 0 7.09 111.53
23  Tuban 12.78 20.19 91.02 41.5 3.51 60.62 59.98 1 6.52 112.01
24  Lamongan 18.22 18.70 77.20 35.7 2.17 69.60 59.01 1 7.07 112.24
25  Gresik 21.10 16.42 89.63 18.2 2.06 65.13 58.41 0 7.09 112.24
26  Bangkalan 7.16 28.12 78.71 21.2 1.90 24.11 65.11 1 7.02 112.44
27  Sampang 7.18 32.47 87.98 24.8 2.11 26.62 63.27 0 7.12 113.15
28  Pamekasan 4.00 22.48 72.72 7.7 1.93 35.72 62.54 1 7.10 113.28
29  Sumenep 5.57 24.61 82.86 7.6 2.56 18.82 61.78 1 7.00 113.51
30  Kota Kediri 27.01 9.31 76.78 24.2 3.90 63.12 50.24 0 7.49 112.00
31  Kota Blitar 23.19 7.63 100.00 38.4 4.01 72.89 47.24 0 8.04 112.09
32  Kota Malang 26.09 5.90 96.96 41.3 4.22 25.17 44.65 0 7.58 112.38
33  Kota Probolinggo 21.14 19.03 94.51 17.0 7.35 71.95 44.74 0 7.45 113.12
34  Kota Pasuruan 20.00 9.00 75.53 25.8 1.26 75.45 55.27 0 7.38 112.54
35  Kota Mojokerto 40.76 7.42 91.19 17.4 2.80 90.97 47.28 0 7.28 112.25
36  Kota Madiun 25.41 6.11 89.27 33.8 2.43 69.01 47.08 0 7.37 111.30
37  Kota surabaya 35.33 7.07 83.39 26.9 3.38 30.86 44.58 0 7.14 112.44
38  Kota Batu 42.71 5.11 85.41 59.6 2.04 61.10 47.03 0 7.51 112.31
> col.lm<-lm(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,data=data)
> col.lm
```

Call:

```
lm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, data = data)
```

Coefficients:

| (Intercept) | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 | X7 |
|-------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|----|
| 0.528850 | -0.011282 | -0.007425 | -0.004943 | -0.003261 | -0.003261 | -0.041706 | - |
| | 0.005216 | 0.018419 | | | | | |

```
> summary(col.lm)
```

Call:

```
lm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, data = data)
```

Residuals:

| Min | 1Q | Median | 3Q | Max |
|---------|---------|---------|--------|--------|
| -0.6295 | -0.3427 | -0.0715 | 0.2297 | 0.7083 |

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) |
|-------------|-----------|------------|---------|----------|
| (Intercept) | 0.528850 | 1.972654 | 0.268 | 0.790 |
| X1 | -0.011282 | 0.014072 | -0.802 | 0.429 |
| X2 | -0.007425 | 0.018492 | -0.402 | 0.691 |
| X3 | -0.004943 | 0.007709 | -0.641 | 0.526 |
| X4 | -0.003261 | 0.003513 | -0.928 | 0.361 |
| X5 | -0.041706 | 0.071786 | -0.581 | 0.566 |
| X6 | -0.005216 | 0.004024 | -1.296 | 0.205 |
| X7 | 0.018419 | 0.025071 | 0.735 | 0.468 |

Residual standard error: 0.4335 on 30 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.341, Adjusted R-squared: 0.1872

F-statistic: 2.217 on 7 and 30 DF, p-value: 0.061

```
> local({pkg<-select.list(sort(.packages(all.available=TRUE)),graphics=TRUE)
++ if(nchar(pkg))library(pkg, character.only=TRUE)})
Error in +if (nchar(pkg)) library(pkg, character.only = TRUE) :
  invalid argument to unary operator
> local({pkg <- select.list(sort(.packages(all.available = TRUE)),graphics=TRUE)
+ if(nchar(pkg)) library(pkg, character.only=TRUE)})
Loading required package: lattice
```

Note: polygon geometry computations in maptools depend on the package gplotlib, which has a restricted licence. It is disabled by default; to enable gplotlib, type gplotlibPermit()

Checking rgeos availability as gplotlib substitute:

FALSE

```
> local({pkg <- select.list(sort(.packages(all.available = TRUE)),graphics=TRUE)
+ if(nchar(pkg)) library(pkg, character.only=TRUE)})
```

NOTE: default kernel and CV criteria changed

see help pages for details

```

> col.bw<-
      gwr.sel(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,data=data,coords=cbind
      (data$latitude,data$longitude),adapt=TRUE,gweight=gwr.Gauss)
Adaptive q: 0.381966 CV score: 7.766709
Adaptive q: 0.618034 CV score: 8.084503
Adaptive q: 0.236068 CV score: 8.295996
Adaptive q: 0.448311 CV score: 7.860554
Adaptive q: 0.3262379 CV score: 7.75801
Adaptive q: 0.3465302 CV score: 7.727408
Adaptive q: 0.3524399 CV score: 7.726034
Adaptive q: 0.3518722 CV score: 7.726285
Adaptive q: 0.3637179 CV score: 7.718204
Adaptive q: 0.3706880 CV score: 7.72229
Adaptive q: 0.3630262 CV score: 7.718709
Adaptive q: 0.3654963 CV score: 7.716972
Adaptive q: 0.3674793 CV score: 7.715739
Adaptive q: 0.3687050 CV score: 7.716058
Adaptive q: 0.3676193 CV score: 7.715659
Adaptive q: 0.3679234 CV score: 7.715487
Adaptive q: 0.3682219 CV score: 7.715322
Adaptive q: 0.3684064 CV score: 7.715222
Adaptive q: 0.3685205 CV score: 7.715508
Adaptive q: 0.3683359 CV score: 7.71526
Adaptive q: 0.36845 CV score: 7.7153
Adaptive q: 0.3684064 CV score: 7.715222
> gwr1<-
      gwr(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7,data=data,coords=cbind(dat
      a$latitude,data$longitude),adapt=col.bw,hattmatrix=TRUE,gweig
      ht=gwr.Gauss)
> gwr1
Call:
gwr(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7, data = data,
     coords = cbind(data$latitude, data$longitude), gweight = gwr.Gauss,
     adapt = col.bw, hattmatrix = TRUE)
Kernel function: gwr.Gauss
Adaptive quantile: 0.3684064 (about 13 of 38)
Summary of GWR coefficient estimates:
      Min. 1st Qu.  Median 3rd Qu.  Max. Global
X.Intercept. -2.3810000 -1.1920000 -0.2380000  0.3370000  0.5108000  0.5288
X1          -0.0102200 -0.0052160 -0.0025000  0.0065160  0.0164400 -0.0113
X2          -0.0239900 -0.0138300  0.0040770  0.0080060  0.0138400 -0.0074
X3          -0.0064330 -0.0053130 -0.0034750 -0.0023410 -0.0006757 -0.0049
X4          -0.0091620 -0.0071560 -0.0056270 -0.0014790 -0.0005779 -0.0033
X5          -0.1380000 -0.1083000 -0.0319000  0.0293900  0.0594200 -0.0417
X6          -0.0084360 -0.0074050 -0.0057480 -0.0024290 -0.0008611 -0.0052
X7           0.0113300  0.0145300  0.0312800  0.0382600  0.0565900  0.0184
Number of data points: 38
Effective number of parameters (residual: 2traceS - traceS'S): 16.64547

```

```

Effective degrees of freedom (residual: 2traceS - traceS'S): 21.35453
Sigma (residual: 2traceS - traceS'S): 0.4113908
Effective number of parameters (model: traceS): 13.69117
Effective degrees of freedom (model: traceS): 24.30883
Sigma (model: traceS): 0.3855828
Sigma (ML): 0.3083953
AICc (GWR p. 61, eq 2.33; p. 96, eq. 4.21): 68.48376
AIC (GWR p. 96, eq. 4.22): 32.12617
Residual sum of squares: 3.614092
Quasi-global R2: 0.5774292
> names(gwr1)
[1] "SDF"      "lhat"     "lm"      "results"  "bandwidth" "adapt"    "hatmatrix"
      "gweight"
[9] "gTSS"    "this.call" "timings"
> gwr1$bandwidth
[1] 1.3299442 0.7353831 0.9970120 0.9374390 0.8570231 0.5263032 0.5360004
      1.0407463 1.1879325 1.9093678
[11] 1.1107165 1.1569324 0.6551276 0.6281719 0.4741109 0.5060456
      0.5945520 0.7669379 1.0113743 1.0656737
[21] 0.9914128 0.8858111 1.0344429 0.5961209 0.6145999 0.6437973
      0.9104868 1.0199841 1.1754404 0.5510837
[31] 0.8377245 0.5400863 0.7513299 0.5178322 0.5254399 0.9620767
      0.5622077 0.5069175

```

Lampiran 13: Output Program MATLAB.7.10.0 (R2010a) (Model GWLR pada Data yang Mengandung Outlier)

```

clc;
clear;
    beta(1,:)=[0.826686 -0.141606 0.047322 0.062211 -0.045094 -
0.250272 0.027106 0.050551];
N=[bt0;bt1];
O=[100;100];
NO=N-O;
k=2.25;
e=0.0000001;
z=0;
num=xlsread('fixx.xlsx','sheet1');
while abs(NO(1))>=e && abs(NO(2))>=e
for i=1:54;
z=z+1;
for j=1:2
x(j)=num([i],[j]);
end
g=bt0+(bt1*(x(1)));
a=exp(g)/(1+exp(g));
b=1/(1+exp(g));
c=-g*x(2)+log(1+exp(g));
if c<=k
rohs(i)=(-(k*x(2))-(k*x(2)*exp(g))+(k*exp(g))-(g*(x(2)^2))-
(g*(x(2)^2)*exp(g))+(x(2)*log(1+exp(g)))+(x(2)*exp(g)*log(1+exp(g)
))+g*x(2)*exp(g)-(exp(g)*log(1+exp(g)))/(k*(1+exp(g))));
rohdi(i)=((k*exp(g))-(x(2)^2)-(2*(x(2)^2)*exp(g))-
((x(2)^2)*exp(2*g))+(2*x(2)*exp(g))+(2*x(2)*exp(2*g))+g*x(2)*exp(
g))-(exp(g)*log(1+exp(g)))-exp(2*g))/(k*((1+exp(g))^2));
else
rohs(i)=0;
rohdi(i)=0;
end
if a>=exp(-k)
ps(i)=((k*exp(g))+(g*exp(g))-
(exp(g)*log(1+exp(g))))/(k*((1+exp(g))^2));
pd(i)=((k*exp(g))-(k*exp(2*g))+exp(g)+(g*exp(g))-(g*exp(2*g))-
(exp(g)*log(1+exp(g)))+(exp(2*g)*log(1+exp(g))))/(k*((1+exp(g))^3)
);
else
ps(i)=0;
pd(i)=0;
end
if b>=exp(-k)
qs(i)=(-(k*exp(g))+(exp(g)*log(1+exp(g))))/(k*((1+exp(g))^2));
qd(i)=(-(k*exp(g))+(k*exp(2*g))+exp(2*g)+(exp(g)*log(1+exp(g)))-
(exp(2*g)*log(1+exp(g))))/(k*((1+exp(g))^3));
else
qs(i)=0;
qd(i)=0;
end
sn(i)=rohs(i)+ps(i)+qs(i);
dn(i)=rohdi(i)+pd(i)+qd(i);
ss(i)=sn(i)*x(1);
dns(i)=dn(i)*x(1);
dsn(i)=dns(i);

```

```

dss(i)=dns(i)*x(1);
end
mn=sum(sn);
ms=sum(ss);
mnn=sum(dn);
mns=sum(dns);
msn=sum(dsn);
mss=sum(dss);
L=[mnn mns;msn mss];
E=[mn;ms];
N=[bt0;bt1];
O=N;
%D=inv(L);
R=L\E;
N=N-R;
% disp(N);
NO=(N-O);
bt0=N(1);
bt1=N(2);
end
disp(['jumlah iterasi = ',num2str(z)]);
disp(N);

```

