PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED BINARY LOGISTIC REGRESSION* (GWBLR) DENGAN MENGGUNAKAN PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL*

SKRIPSI

OLEH
RIRIN WULAN MEI
NIM. 14610028

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2018

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED BINARY LOGISTIC REGRESSION* (GWBLR) DENGAN MENGGUNAKAN PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL*

SKRIPSI

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

Oleh
Ririn Wulan Mei
NIM. 14610028

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2018

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED BINARY LOGISTIC REGRESSION* (GWBLR) DENGAN MENGGUNAKAN PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL*

SKRIPSI

Oleh
Ririn Wulan Mei
NIM. 14610028

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal 05 November 2018

Pembimbing I,

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

Pembimbing II,

M. Nafie Jauhari, M.Si
NIP.T 20130902 1 318

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 200312 1 001

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED BINARY LOGISTIC REGRESSION* (GWBLR) DENGAN MENGGUNAKAN PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL*

SKRIPSI

Oleh
Ririn Wulan Mei
NIM. 14610028

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)
Tanggal 27 November 2018

Penguji Utama	:	Dr. Suci Astutik, M.Si	....
Ketua Penguji	:	Abdul Aziz, M.Si	....
Sekretaris Penguji	:	Dr. Sri Harini, M.Si	....
Anggota Penguji	:	M. Nafie Jauhari, M.Si	....

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 200312 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: Ririn Wulan Mei
NIM	: 14610028
Jurusan	: Matematika
Fakultas	: Sains dan Teknologi
Judul Skripsi	: Pemodelan *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) dengan Menggunakan Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*

menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya 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 rujukan. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 06 November 2018
Yang membuat pernyataan,

Ririn Wulan Mei
NIM. 14610028

MOTO

"Jika kamu tidak dapat menahan lelahnya belajar, maka kamu harus sanggup menahan perihnya kebodohan" (Imam Syafi'i)

"Hari ini belajar besok tidak"

PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Kedua orang tua tercinta, bapak Sudarsono dan ibu Sumarsih,

yang senantiasa dengan ikhlas mendoakan, memberi nasihat, semangat,

dan kasih sayang yang tak ternilai, serta adik tersayang

Muhammad Wahyu Isnan Hidayat

yang selalu menjadi kebanggaan bagi penulis.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji bagi Allah Swt atas rahmat, taufik serta hidayah-Nya, sehingga penulis mampu menyelesaikan penyusunan skripsi ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana dalam bidang matematika di Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Skripsi yang berjudul "Pemodelan *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) dengan menggunakan *Pembobot Adaptive Gaussian Kernel*" ini penulis susun untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan pendidikan program studi strata satu (S-1) di Jurusan Matematika pada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis banyak mendapat bimbingan dan arahan dari berbagai pihak. Untuk itu ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya dan penghargaan yang setinggi-tingginya penulis sampaikan kepada:

1. Prof. Dr. H. Abdul Haris, M.Ag, selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus dosen pembimbing I yang selalu membimbing penulis dengan segala ilmu yang dimiliki serta senantiasa memberikan doa, arahan, nasihat, dan motivasi dalam melakukan penelitian kepada penulis.

3. Dr. Usman Pagalay, M.Si, selaku ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. M. Nafie Jauhari, M.Si, selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, motivasi, dan berbagi pengalaman yang berharga kepada penulis.
5. Segenap civitas akademika Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang terutama seluruh dosen, terima kasih atas segala ilmu dan bimbingannya.
6. Bapak dan Ibu serta adik tercinta yang selalu memberikan do'a, semangat, serta motivasi kepada penulis sampai saat ini.
7. Seluruh teman-teman di Jurusan Matematika angkatan 2014 (MATH EIGEN) khususnya Matematika-A yang telah memberikan dukungan.
8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu-persatu, yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini baik moril maupun materiil.

Semoga Allah Swt melimpahkan rahmat dan karunia-Nya kepada kita semua. Akhirnya penulis berharap semoga dengan rahmat dan izin-Nya mudah-mudahan skripsi ini bermanfaat bagi penulis dan bagi pembaca.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Malang, November 2018

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR LAMPIRAN

DAFTAR SIMBOL

Simbol-simbol yang digunakan dalam skripsi ini mempunyai makna yaitu sebagai berikut:

y	: Nilai variabel respon
x	: Nilai variabel prediktor
$f(y)$	: Fungsi probabilitas distribusi *Bernoulli*
$\pi(x)$	: Peluang nilai sukses dari variabel x
β	: Nilai koefisien regresi
(u_i, v_i)	: Koordinat titik lintang dan bujur dari titik ke-i pada suatu lokasi geografis
$\beta\ (u_i, v_i)$	:Nilai *intercept* model regresi pada koordinat ke-i
$\beta_m\ (u_i, v_i)$	: Koefisien regresi variabel prediktor ke-m pada titik lokasi pengamatan ke-i
$w_{ij}(u_i, v_i)$	: Pembobot untuk setiap titik lokasi pengamatan (u_i, v_i)
d_{ij}	: Jarak *Euclidan* antara titik lokasi pengamatan ke-i dengan titik lokasi pengamatan ke-j
b	: *Bandwidth*
$\hat{\beta}(u_i, v_i)$	: Estimasi $\beta(u_i, v_i)$
$L(\beta(u_i, v_i))$	: Fungsi *likelihood*
$l(\beta(u_i, v_i))$	: Fungsi ln *Likelihood*
$l^*(\beta(u_i, v_i))$	: Fungsi ln *Likelihood* terboboti geografis
$\hat{\beta}^0(u_i, v_i)$	: Taksiran awal untuk $\beta(u_i, v_i)$
$\hat{\beta}^{(r+1)}(u_i, v_i)$	: Estimasi yang konvergen pada iterasi ke-$r+1$
$g(\beta(u_i, v_i))$	: Vektor Kemiringan dengan elemen turunan pertama dari fungsi *ln*

likelihood terboboti geografis

$\boldsymbol{H}(\beta(u_i, v_i)$: Matriks *Hessian* dengan elemen turunan kedua dari Fungsi *ln* *likelihood* terboboti grografis

i : $1,2, \ldots, n$

j : $1,2, \ldots, n$

m : $1,2, \ldots, p$

ABSTRAK

Mei, Ririn Wulan. 2018. **Pemodelan *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) dengan menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*.** Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Sri Harini, M.Si (II) M. Nafie Jauhari, M.Si

Kata Kunci: Data spasial, *Maximum Likelihood Estimation*, Kemiskinan.

Regresi logistik biner merupakan suatu bentuk analisis regresi yang digunakan untuk memodelkan data yang variabel responnya berupa data kategori. Estimasi model dari data spasial yang memiliki variabel respon biner Y melalui model analisis regresi logistik biner akan dikembangkan dengan model GWR disebut dengan model *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR). GWBLR merupakan bentuk lokal dari regresi logistik biner dimana model tersebut dipengaruhi oleh karakteristik geografis di suatu wilayah. Dalam model GWBLR diperlukan suatu fungsi pembobot yang akan mewakili letak data observasi antara satu wilayah dengan wilayah lainnya. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan estimasi parameter model GWBLR. Estimasi parameter model GWBLR menggunakan metode *Maximum likelihood Estimation* (MLE). Penelitian diterapkan pada data tingkat kemiskinan di Jawa Timur pada tahun 2015 yang dikategorikan menjadi dua kategori yaitu kabupaten yang tidak miskin (0) dan kabupaten yang miskin (1). Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini yaitu persentase angka harapan hidup (X_1), persentase angka melek huruf (X_2), persentase rata-rata lama sekolah (X_3), persentase rumah penduduk dengan alas lantai tanah (X_4) dan persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja (X_5). Hasil yang diperoleh dalam penelitian ini adalah estimasi parameter model GWBLR, pemodelan GWBLR dengan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* pada data kemiskinan di setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur, dan pemetaan pengelompokan wilayah berdasarkan variabel respon yang signifikan terhadap variabel prediktor.

ABSTRACT

Mei, Ririn Wulan. 2018. **Modelling of Geographically Weighted Binary Logistic Regression (GWBLR) with Weighting Adaptive Gaussian Kernel.** Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (I) Dr. Sri Harini, M.Si (II) M. Nafie Jauhari, M.Si

Keyword: Spatial Data, *Maximum Likelihood Estimation*, poverty rate

Binary logistic regression is a form of regression analysis used to model data whose response variables are categorical data. The estimation of the model from spatial data that has variable binary response Y through a binary logistic regression analysis model will be developed with the GWR model called the Geographically Weighted Binary Logistic Regression (GWBLR) model. GWBLR is a local form of binary logistic regression where the model is influenced by geographical characteristics in a region. In the GWBLR model a weighting function is needed which will represent the location of the observation data between one region and another.

The purpose of this research to obtain parameter estimates of the GWBLR model. The parameter estimation of the GWBLR model uses the Maximum ikelihood Estimation (MLE) method. Research applied to data on poverty rates in East Java in 2015 were categorized into two categories, namely districts that were not poor (0) and poor districts (1). The response variables used in this research were the percentage of life expectancy (X_1), the percentage of literacy rate (X_2), the percentage of the average length of school (X_3), the percentage of residential houses with ground floor mat (X_4) and the percentage of 15 year olds up that works (X_5). The results of this research are parameter estimates of the GWBLR model, GWBLR modeling with Adaptive Gaussian Kernel weighting on poverty data in each Regency/City in East Java, and regional grouping mapping based on significant response variables on predictor variables.

ملخص

مايو ، ريرين وولان.٢٠١٨ نمذجة *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) باستخدام *Adaptive Gaussian Kernel* . البحث الجامعي. الشعبة الرياضيات ، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المستشار: (١) سري هاريني (٢) م. نافع جواهري

الكلمة الرئيسية: البيانات المكانية، *Maximum Likelihood Estimation* ، الفقر

الانحدار اللوجستي الثنائي هو شكل من أشكال تحليل الانحدار المستخدم في نموذج البيانات التي تكون متغيرات الاستجابة الخاصة بها عبارة عن بيانات فئوية. تقدير النموذج من البيانات المكانية الذي لديه متغير الاستجابة الثنائية Y من خلال نموذج تحليل الانحدار اللوجستي ثنائي سيتم تطويره مع نموذج GWR يسمى النموذج *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR). GWBLR هو شكل محلي من الانحدار اللوجستي الثنائي حيث يتأثر النموذج بالخصائص الجغرافية في المنطقة. في نموذج GWBLR، هناك حاجة إلى دالة ترجيح والتي سوف تمثل موقع بيانات المراقبة بين منطقة وأخرى.

تهدف هذه الدراسة للحصول على تقديرات البارامترات لنموذج GWBLR. يستخدم تقدير المعلمة لنموذج GWBLR طريقة *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). تم تطبيق نتائج الدراسة على البيانات الخاصة بمعدلات الفقر في جاوا الشرقية في عام ٢٠١٥ والتي تم تصنيفها إلى فئتين، وهي المقاطعات التي لم تكن ضعيفة (0) والمناطق التي كانت تميل إلى أن تكون فقيرة (1). كانت متغيرات الاستجابة المستخدمة في هذه الدراسة هي النسبة المئوية لمتوسط العمر المتوقع (X_1)، والنسبة المئوية لمعدل الإلمام بالقراءة والكتابة (X_2)، والنسبة المئوية لمتوسط طول المدرسة (X_3)، والنسبة المئوية للمنازل السكنية مع حصيرة أرضية (X_4) ونسبة السكان البالغ عمرهم ٥١ عامًا يصل هذا يعمل(X_5). النتائج التي تم الحصول عليها في هذه الدراسة هي تقديرات البارامترات لنموذج GWBLR، ونمذجة GWBLR مع *Adaptive Gaussian Kernel*على بيانات الفقر في كل ولاية / مدينة في جاوة الشرقية، ورسم خرائط التجميع الإقليمي على أساس متغيرات الاستجابة المهمة على متغيرات التنبؤ.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Regresi logistik biner merupakan suatu metode analisis data yang digunakan untuk mencari hubungan antara variabel respon (y) yang bersifat biner dengan variabel prediktor (x) (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Pada analisis regresi logistik nilai parameter regresi diasumsikan selalu tepat, artinya dalam setiap wilayah pengamatan akan memiliki nilai yang sama. Namun pada kenyataannya kondisi dalam suatu wilayah dengan wilayah yang lain akan berbeda baik dalam segi geografis, sosial budaya maupun ekonomi. Keadaan yang berbeda dalam suatu wilayah tersebut dinamakan dengan heterogenitas (keragaman) spasial.

Heterogenitas spasial merupakan salah satu efek spasial yang akan berpengaruh terhadap data spasial. Data spasial mempunyai pengertian sebagai suatu data yang mengacu pada posisi, objek, dan hubungan diantaranya dalam ruang bumi. Dalam statistika heterogenitas spasial dapat diselesaikan dengan pendekatan titik. Regresi spasial dengan pendekatan titik antara lain *Geographically Weighted Regression* (GWR), *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR), dan *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR). Estimasi model dari data spasial yang memiliki variabel Y respon biner melalui model analisis regresi logistik akan dikembangkan dengan model GWR disebut dengan model *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR).

GWBLR merupakan bentuk lokal dari regresi logistik dimana model tersebut dipengaruhi oleh karakteristik geografis di suatu wilayah. Penelitian model GWBLR akan diterapkan pada data tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015. Estimasi parameter model GWBLR memerlukan pembobotan geografi yang akan menghasilkan estimasi parameter yang berbeda untuk setiap lokasi atau titik data pengamatan. Estimasi adalah metode yang dapat memperkirakan nilai dari suatu populasi dengan menggunakan nilai dari sampel. Ayat al-Quran yang menjelaskan mengenai perkiraan terdapat dalam surat As-Saffat ayat 147 yang artinya

"Dan Kami utus dia kepada seratus ribu orang atau lebih".

Merujuk pada firman Allah Swt tersebut, Ibnu Abbas dalam suatu riwayat menyebutkan lebih dari 100.000 orang, jumlah mereka ada 130.000 orang. Riwayat lain bersumber darinya menyebutkan 130.000 orang lebih beberapa ribu. Menurut riwayat lainnya lagi yang bersumber darinya menyebutkan adalah 140.000 orang lebih beberapa ribu orang, hanya Allah Swt yang maha mengetahui (Ibnu Katsir, 2002).

Pada QS. As-Saffat ayat 147 tersebut dijelaskan bahwa Nabi Yunus diutus kepada umatnya yang jumlahnya 100.000 orang atau lebih. Jika membaca ayat tersebut secara seksama, maka terdapat rasa atau kesan ketidakpastian dalam menentukan jumlah umat Nabi Yunus. Mengapa harus menyatakan 100.000 atau lebih? Mengapa tidak menyatakan dengan jumlah yang sebenarnya? Bukankah Allah Swt mengetahui yang ghaib dan yang nyata? Bukankah Allah Swt Maha Mengetahui segala sesuatu, termasuk jumlah umat Nabi Yunus? (Abdussakir, 2006).

Dari kajian ayat tersebut dapat dilihat bahwa penentuan jumlah umat Nabi Yunus hanya didasarkan pada perkiraan atau penaksiran. Dalam ilmu matematika perkiraan biasanya disebut dengan estimasi. Secara garis besar Al-Qur'an berbicara tentang matematika tidak seperti berbicara tentang agama yang dijelaskan secara gamblang, tetapi perlu penafsiran secara mendalam. Sehingga dari ayat tersebut dapat dimaksudkan agar para makhluk-Nya bisa menerapkan teori estimasi tersebut ke dalam ilmu pengetahuan melalui ilmu statistik.

Estimasi dalam suatu model memerlukan fungsi pembobot. Nilai pembobot mewakili letak data observasi antara satu dengan yang lainnya. Pembobot tersebut berupa matriks diagonal dimana elemen-elemen diagonalnya merupakan sebuah fungsi pembobot dari setiap titik lokasi pengamatan. Fungsi dari matriks pembobot adalah untuk menentukan atau mengestimasi nilai parameter yang berbeda pada setiap titik lokasi pengamatan. Metode estimasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dimana metode MLE merupakan teknik yang digunakan untuk mencari titik tertentu untuk memaksimumkan sebuah fungsi.

Penelitian ini merujuk pada peneliti sebelumnya yaitu Aji,dkk (2014) dengan judul analisis faktor-faktor yang mempengaruhi laju pertumbuhan penduduk Kota Semarang tahun 2011 menggunakan *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR). Pada penelitian dilakukan pemodelan GWLR pada data laju pertumbuhan penduduk dengan menggunakan fungsi pembobot *fixed Bisquare kernel dan fixed Gaussian kernel*. Masalah utama dalam pembobot *fixed kernel* adalah ketika data dalam penelitian bersifat jarang maka akan menghasilkan varian yang besar. Berbeda dengan pembobot *adaptive kernel* yang dapat menyesuaikan dengan kondisi titik pengamatan. Sehingga pada penelitian ini akan dilakukan estimasi parameter model GWBLR dan pembentukan model GWBLR pada data kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015 dengan menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel.*

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, maka rumusan masalah dalam penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana bentuk estimasi model *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*?
2. Bagaimana model *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) pada data tingkat kemiskinan di Jawa Timur?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, diperoleh tujuan dalam penelitian yaitu:

1. Untuk mendapatkan estimasi parameter model *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel.*
2. Untuk mendapatkan model *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) pada data tingkat kemiskinan di Jawa Timur.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dalam penelitian ini yaitu:

1. Dapat mengetahui dan memperoleh estimasi parameter *Geographically Weihgted Binary Logistic Regression* (GWBLR) menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel.*
2. Dapat mengetahui model tingkat kemiskinan di Jawa Timur menggunakan *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR).

1.5 Batasan Masalah

Untuk mendekati sasaran yang diharapkan, maka perlu diadakan pembatasan permasalahan dalam penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Metode estimasi parameter GWBLR menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan iterasi *Newton Raphson.*
2. Penelitian ini diterapkan pada data kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015 dengan variabel yang digunakan adalah persentase penduduk (Y) yang dikategorikan dalam kabupaten miskin (1) dan kabupaten tidak miskin(0), dengan lima variabel prediktor yaitu persentase angka harapan hidup (X_1), persentase angka melek huruf (X_2), persentase rata-rata lama sekolah (X_3), persentase rumah penduduk dengan alas lantai tanah(X_4), persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja(X_5).

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari lima bab, masing-masing dibagi ke dalam subbab yaitu sebagai berikut:

Bab I Pendahuluan

Pendahuluan bab ini meliputi latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan.

Bab II Kajian Pustaka

Pada bab ini memberikan kajian-kajian yang menjadi landasan masalah yang akan dibahas. Diantaranya yaitu konsep regresi logistik, GWR, GWBLR, metode MLE, metode iterasi *Newton Raphson* dan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel.*

Bab III Metode Penelitian

Pada bab ini berisi pendekatan penelitian, variabel penelitian, sumber data, dan analisis data yang akan digunakan oleh peneliti guna memperoleh hasil yang diharapkan.

Bab IV Pembahasan

Pada bab ini berisi tentang hasil estimasi parameter GWBLR menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*, model GWBLR dan pemetaan tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015.

Bab V Penutup

Pada bab ini berisi tentang kesimpulan dari pembahasan dan saran sesuai hasil penelitian.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Regresi Logistik

Metode regresi merupakan analisis data yang mendeskripsikan hubungan kausalitas antara variabel respon dan variabel prediktor (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Perbedaan regresi linier sederhana dan regresi logistik terletak pada variabel respon dimana pada regresi logistik variabel respon berupa kategorik. Regresi logistik merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mendapatkan hubungan antara variabel respon yang bersifat kategorik dengan variabel prediktor (Agresti, 2002).

Hosmer dan Lemeshow (2000) menyatakan bahwa regresi logistik biner merupakan metode analisis data yang digunakan untuk mencari hubungan antara variabel respon (y) yang bersifat biner dengan variabel prediktor (x). Variabel respon y terdiri dari 2 kategori yaitu sukses dan gagal yang dinotasikan dengan $y = 1$ (sukses) dan $y = 0$ (gagal). Dalam keadaan demikian, variabel y mengikuti distribusi *Bernoulli* untuk setiap observasi tunggal. Menurut Mc Cullagh dan Nelder (1989) fungsi distribusi peluang untuk y dengan parameter $\pi(x_i)$ adalah

$$f(y_i, \pi(x_i)) = \begin{cases} \pi(x_i)\ (1 - \pi(x_i))^{1-y_i} & \text{untuk } y_i = 0{,}1 \\ 0 & \text{untuk } y_i \text{ yang lain} \end{cases} \tag{2.1}$$

dimana jika $y = 0$ maka $f(y) = 1 - \pi(x_i)$ dan jika $y = 1$ maka $f(y) = \pi(x_i)$.

2.1.1 Model Regresi Logistik Biner

Model regresi logistik biner yaitu (Hosmer dan Lemeshow, 2000):

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_i + \cdots + \beta_p x_n)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i + \cdots + \beta_p x_n)}, \tag{2.2}$$

dengan:

$\pi(x_i)$: Peluang nilai sukses dari variabel x

β : Nilai koefisien regresi

x : Variabel prediktor.

Model transformasi logit dari $\pi(x)$ dari persamaan (2.2) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$g(x_i) = \ln\left(\frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \cdots + \beta_p x_n. \tag{2.3}$$

2.1.2 Estimasi Parameter Model Regresi Logistik

Estimasi parameter regresi logistik dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Parameter β diestimasi dengan cara memaksimumkan fungsi *likelihood* yang merupakan penyelesaian dari turunan pertama dari fungsi logaritma natural *likelihood* (Aji, dkk, 2014). Fungsi *likelihood*nya adalah

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

$$= \left\{\prod_{i=1}^{n}\left[1 + \exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m x_i\right]^{-1}\right\}\exp\left[\sum_{m=0}^{p}\left(\sum_{i=1}^{n} y_i x_i\right)\beta_m\right], \tag{2.4}$$

dengan

i : $1,2,\dots,n$

y_i : pengamatan pada peubah respon ke-i

Untuk memudahkan perhitungan, maka fungsi *likelihood* dimaksimumkan dalam bentuk ln $L(\beta)$

$l\,(\beta)\ = ln\,L(\beta)$

$$= \sum_{m=0}^{p}\left(\sum_{i=1}^{n} y_i x_i\right)\beta_m - \sum_{i=1}^{n}\ln\left(1+\exp\left(\sum_{m=0}^{p}\beta_m x_i\right)\right) \tag{2.5}$$

Menurunkan $l(\beta)$ terhadap β_m dan hasilnya sama dengan nol

$$\frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta_m} = \frac{\partial\left\{\sum_{m=0}^{p}\left(\sum_{i=1}^{n} y_i x_i\right)\beta_m - \sum_{i=1}^{n}\ln\left(1+\exp\left(\sum_{m=0}^{p}\beta_i x_i\right)\right)\right\}}{\partial \beta_m}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} y_i x_i - \sum_{i=1}^{n} x_i\,\pi(x_i)\ = 0 \tag{2.6}$$

Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000) estimasi varian dan kovarian diperoleh dari turunan kedua fungsi ln *likelihood.*

$$\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta_m^2} = -\sum_{i=1}^{n} x_i^2\left(\frac{\exp\left(\sum_{m=0}^{p}\beta_m x_i\right)}{1+\exp\left(\sum_{m=0}^{p}\beta_m x_i\right)}\right)\left(\frac{1}{1+\exp\left(\sum_{m=0}^{p}\beta_m x_i\right)}\right)$$

$$= -\sum_{i=1}^{n} x_i^2\,\pi(x)\,(1-\pi(x)\,). \tag{2.7}$$

Nilai turunan fungsi *ln likelihood* berbentuk non linear sehingga untuk menyelesaikannya digunakan metode *Newton Raphson.* Metode *Newton-Raphson*merupakan suatu metode iterasi untuk menyelesaikan persamaan nonlinear sehingga diperoleh nilai estimasi parameter yang optimal (Agresti, 2002). Sehingga diperoleh

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)} = \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)} + \left(\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{V}^{(r)}\boldsymbol{X}\right)^{-1}\boldsymbol{X}^T\left(\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(r)}\right) \tag{2.8}$$

dengan,

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{2n} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(r)} = \begin{bmatrix} \pi(x_1)^{(r)} \\ \pi(x_2)^{(r)} \\ \vdots \\ \pi(x_n)^{(r)} \end{bmatrix}$$

dimana

$$\pi(x_i)^{(r)} = \frac{\exp(\beta_0^{(r)} + \beta_1^{(r)} x_i + \cdots + \beta_p^{(r)} x_n)}{1 + \exp(\beta_0^{(r)} + \beta_1^{(r)} x_i + \cdots + \beta_p^{(r)} x_n)} \quad (2.9)$$

dan $\boldsymbol{V}^{(r)}$ merupakan matriks diagonal berukuran $n \times n$ dengan elemen-elemennya merupakan nilai dari $\pi(x_i)^{(r)}\left(1 - \pi(x_i)^{(r)}\right)$ yaitu

$$\boldsymbol{V}^{(r)} = \begin{bmatrix} \pi(x_1)^{(r)}\left(1-\pi(x_1)^{(r)}\right) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \pi(x_2)^{(r)}\left(1-\pi(x_2)^{(r)}\right) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \pi(x_2)^{(r)}\left(1-\pi(x_2)^{(r)}\right) \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

2.1.3 Pengujian Parameter Model Regresi Logistik Biner

Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui apakah variabel prediktor yang terdapat dalam model berpengaruh atau tidak terhadap variabel responnya. Berikut ini pengujian parameter model regresi logistik biner

1. Uji Parsial

Pengujian secara parsial dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter terhadap variabel respon. Pengujian signifikansi parameter menggunakan uji *Wald* (Hosmer dan Lemeshow, 2000) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \beta_m = 0, \exists m = 0,1, \ldots p$

$H_1: \beta_m \neq 0 \,; \forall m = 0,1, \dots p$

Statistik uji

$$W = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta}_i)} \text{ atau } W^2 = \frac{\hat{\beta}_i^2}{SE(\hat{\beta}_i)^2} \,. \tag{2.11}$$

Statistik uji W tersebut, yang juga disebut sebagai Statistik uji *Wald*, mengikuti distribusi normal sehingga H_0 ditolak jika $|W| > Z_{a/2}$.

2. Uji Serentak

Uji serentak disebut juga uji model *chi-square*, dilakukan sebagai upaya memeriksa peranan variabel prediktor dalam model secara bersama-sama. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000), pengujian parameter model secara serentak menggunakan uji nisbah kemungkinan (*Likelihood Ratio test*), dengan hipotesis:

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

H_1: paling sedikit ada satu $\beta_m \neq 0$ $(m = 1,2,\dots, p)$

Statistik yang digunakan adalah statistik uji G yang dirumuskan sebagai berikut :

$$G = -\frac{2 \ln \left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{n}\right)^{n_0}}{\sum_{i=1}^{n} \hat{\pi}_i^{y_i} (1 - \hat{\pi}_i)^{1-y_i}}, \tag{2.12}$$

dimana $n_i = \sum_{i=1}^{n} y_i$, $n_0 = \sum_{i=1}^{n} (1 - y_i)$, dan $n = n_1 + n_0$.

Statistik uji akan mengikuti sebaran *chi-square* sehingga H_0 ditolak jika $G > \chi^2_{p(\alpha)}$ dengan p derajat bebas adalah banyaknya parameter dalam model tanpa β_0.

2.2 Uji Multikolinearitas

Uji multikolinieritas bertujuan untuk menguji apakah model regresi ditemukan adanya korelasi antar variabel bebas (*independent*). Model regresi yang baik seharusnya bebas multikolinearitas. Multikolinieritas dapat dilihat dari nilai *tolerance* dan lawannya *Variance Inflation Factor* (VIF). *Tolerance* mengukur variabilitas variabel independen yang terpilih yang tidak dijelaskan oleh variabel independen lainnya. Jadi, nilai *tolerance* yang rendah sama dengan nilai VIF yang tinggi (Ghozali, 2011).

Nilai VIF dapat diperoleh dengan rumus berikut:

$$VIF = \frac{1}{Tolerance} \tag{2.13}$$

Batas *tolerance value* adalah 0,10 atau nilai VIF adalah 10. Jika VIF > 10 dan nilai *tolerance* < 0.10, maka tejadi multikolinearitas tinggi antar variabel bebas dengan variable bebas lainnya. Jika VIF < 10 dan nilai *tolerance* > 0.10, maka dapat diartikan tidak terdapat multikolinearitas. Regresi yang baik memiliki VIF disekitar angka 1 (satu) dan mempunyai angka *tolerance* mendekati 1. (Santoso, 2012)

2.3 Data Spasial

Menurut Irwansyah (2013) data spasial merupakan suatu data yang mengacu pada posisi,objek, dan hubungan diantaranya dalam ruang bumi. Saat ini data spasial menjadi media yang penting dalam pengambilan kebijakan perencanaan pembangunan dan pengelolaan sumber daya alam. Pemanfaatan data spasial semakin berkembang dikarenakan adanya teknologi dan pemanfaatan pada sistem informasi geografis (SIG).

Data spasial memiliki sistem koordinat tertentu sebagai dasar referensinya dan mempunyai dua bagian yang membuatnya berbeda dari data lain, yaitu informasi lokasi (spasial) dan informasi deskriptif (atribut). Informasi lokasi merupakan informasi yang berkaitan dengan suatu koordinat baik koordinat geografi (lintang dan bujur) maupun koordinat *Cartesian* (absis, ordinat, dan ketinggian), termasuk diantaranya sistem proyeksi. Sedangkan Informasi deskriptif atau informasi non-spasial merupakan informasi suatu lokasi yang memiliki beberapa keterangan yang berkaitan dengan lokasi tersebut, contohnya jenis vegetasi, populasi, luasan, kode pos, dan sebagainya (Yousman, 2004).

2.4 Uji Spasial

Terdapat dua pengujian spasial, yaitu uji dependensi spasial dan uji heterogenitas spasial

a. Uji Dependensi Spasial

Dependensi spasial menunjukkan bahwa pengamatan di suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan. Pengujian suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan. Pengujian dependensi spasial dapat dilakukan dengan uji *Moran's I* (Juniardi & Salamah, 2015). Hipotesis uji *Moran's I* adalah sebagai berikut:

$H_0: \mu_i = 0$ (tidak terdapat dependendi spasial)

$H_0: \mu_i \neq 0$ (terdapat dependensi spasial)

Statistik uji *Moran'I* adalah sebagai berikut:

$$Z_i = I - \frac{E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \tag{2.14}$$

Kriteria penolakan : tolak H_0 jika $Z_{hit} > Z_{\frac{\alpha}{2}}$ yang artinya terdapat dependensi spasial.

b. Uji Heterogenitas Spasial

Pengujian heterogenitas spasial digunakan untuk melihat karakteristik di suatu lokasi pengamatan. Pengaruh yang terjadi akibat adanya heterogenitas spasial adalah adanya parameter regresi yang berbeda-beda secara spasial. Uji heterogenitas spasial dapat diuji dengan menggunakan statistik uji *Breusch Pagan* dengan perumusan hipotesis sebagai berikut (Anselin, 1988):

$H_0: \sigma^2(u_i, v_i) = \cdots = \sigma^2(u_n, v_n) = \sigma^2$ (variansi antar lokasi sama)

H_1 : paling sedikit terdapat satu $\sigma^2(u_n, v_n) \neq \sigma^2$(variansi antar lokasi berbeda)

dengan statistik uji *Breusch-Pagan* (BP) sebagai berikut:

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T \boldsymbol{Z}(\boldsymbol{Z}^T\boldsymbol{Z})^{-1}\boldsymbol{Z}^T f - \chi^2_{(k)} \tag{2.15}$$

dimana:

$\varepsilon_i = y_i - \hat{y}_i$

$f = (f_1, f_2, \ldots, f_n)^T$ dengan $f_i = \frac{\varepsilon_i^2}{\varepsilon^2} - 1$

σ^2 : variansi dari y

ε_i^2 : kuadrat sisaan untuk pengamatan ke-i

Z : matriks berukuran $n \times (p+1)$ yang berisi vektor yang sudah distandarisasi (z) untuk setiap pengamatan.

Kriteria penolakan: Tolak H_0 jika nilai $BP > \chi^2{}_{(\alpha,k)}$ yang artinya adalah variansi antar lokasi berbeda.

2.5 Model Geographically Weighted Regression (GWR)

GWR adalah salah satu model spasial dengan vektor titik. GWR merupakan pengembangan dari *Ordinary Least Square*(OLS) menjadi regresi terboboti dengan mempertahankan efek spasial, sehingga menghasilkan penduga parameter yang dapat digunakan untuk memprediksi setiap titik atau lokasi dimana data tersebut diamati dan disimpukan (Fotheringham, dkk, 2002).

Menurut Fotheringham, dkk (2002) GWR adalah metode statistika yang digunakan untuk menganalisis heterogenitas spasial. Model GWR dapat ditulis sebagai berikut :

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{ij} + \varepsilon_i \tag{2.16}$$

dimana,

y_i : nilai observasi variabel respon ke-i

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

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

$\beta_m(u_i, v_i)$: koefisien regresi $m = 0,1,2,..,p$

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

ε_i : nilai *error* regresi ke-i.

Setiap parameter dalam GWR dihitung pada setiap titik lokasi geografis. Sehingga menghasilkan nilai parameter regresi di suatu kumpulan wilayah geografis.

2.5.1 Pemilihan Pembobot

Pembobot dalam model GWR memiliki peran yang sangat penting, karena nilai pembobot mewakili letak data observasi satu dengan lainnya. Menurut Leung, dkk (2000) penduga parameter di suatu lokasi ke-i akan lebih dipengaruhi oleh titik-titik yang dekat dengan lokasi tersebut dari pada titik-titik yang lebih jauh. Lokasi yang berdekatan menunjukkan hubungan kemiripan dan sebaliknya lokasi yang berjauhan akan menunjukkan keragaman spasial.

Keragaman spasial antara lokasi pengamatan satu dengan yang lainnya ditunjukkan dengan adanya matriks pembobot $\boldsymbol{W}_i$ berukuran $n \times n$.

Jika jarak suatu lokasi semakin dekat dengan lokasi yang lain maka nilai dari matriks $\boldsymbol{W_i}$ akan semakin besar. Sebelum matriks pembobot $\boldsymbol{W_i}$ ditentukan, terlebih dahulu menentukan d_{ij} yang merupakan jarak lokasi (u_i, v_i) dengan lokasi (u_j, v_j) menggunakan jarak *Euclidean* yaitu (Chasco, dkk, 2007):

$$d_{ij} = \sqrt{\left(u_i - u_j\right)^2 + \left(v_i - v_j\right)^2}. \tag{2.17}$$

Menurut Chasco, dkk (2007), fungsi *kernel* merupakan fungsi pembobot yang digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWR jika fungsi jarak (d_{ij}) adalah fungsi yang kontinu dan monoton turun. Data yang jaraknya lebih dekat terhadap titik regresi *i* akan memperoleh bobot yang lebih dari data yang jaraknya lebih jauh. Fischer dan Getis (2009) menyatakan bahwa pembobot *kernel* memiliki dua tipe umum yaitu:

a. *Fixed Kernel*

Metode *fixed kernel* memungkinkan nilai *bandwidth* optimum untuk setiap lokasi adalah sama atau konstan. Jika titik-titik data tersebut beraturan pada wilayah penelitian maka penggunaan metode *fixed* akan cocok untuk pemodelan (Fotheringham, dkk, 2002). Masalah utama dari metode *fixed kernel* adalah ketika data dalam wilayah penelitian bersifat jarang (terkelompok atau tidak tersebar secara teratur atau merata), metode ini akan menghasilkan varian yang besar. Adapun jenis fungsi pembobot *fixed kernel* yang digunakan yaitu:

1. Fungsi *Gaussian Kernel* (Fotheringham, dkk, 2002) :

$$w_j(u_i, v_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right), \tag{2.18}$$

dimana b merupakan *bandwidth* yang sama digunakan untuk setiap lokasi. Fungsi *Gaussian Kernel* akan memberikan bobot yang akan semakin menurun mengikuti fungsi *Gaussian* ketika d_{ij} semakin besar.

2. Fungsi *Kernel Bisquare*

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right]^2 & , \text{jika } d_{ij} \leq b \\ 0 & , \text{jika } d_{ij} > b. \end{cases} \tag{2.19}$$

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

b. *Adaptive Kernel*

Menurut Fotheringham, dkk (2002), penggunaan metode *adaptive kernel* sangat cocok apabila suatu pengamatan tersebar dengan pola tidak beraturan dan berkelompok. Metode *adaptive kernel* memungkinkan untuk mendapatkan nilai *bandwidth* yang berbeda untuk setiap titik pengamatan. Hal ini dikarenakan metode *adaptive kernel* dapat menyesuaikan dengan kondisi titik pengamatan. Bila titik pengamatan tersebar di sekitar pengamatan lokasi ke-*i* yang diperoleh relatif lebih kecil. Adapun jenis fungsi pembobot *adaptive kernel* yang digunakan yaitu:

1. *Adaptive Gaussian Kernel*

$$w_j(u_i, v_i) = \exp\left[-\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right] \tag{2.20}$$

dengan h adalah parameter penghalus *(bandwidth)* dan b sebagai jarak tetangga terdekat (*nearest neighbor*) dari lokasi i.

2. *Adaptive Bisquare Kernel*

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right]^2, & \text{jika } d_{ij} \leq b \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > b \end{cases} \tag{2.21}$$

dimana b adalah nilai *bandwidth*. Nilai *bandwidth* yang cukup besar akan menyebabkan bias yang semakin besar karena model yang dibentuk terlalu halus (*over smoothing*) karena banyaknya pengamatan yang digunakan.

2.5.2 Pemilihan Bandwidth

Bandwidth merupakan lingkaran dengan radius b dari titik pusat lokasi yang digunakan sebagai dasar menentukan bobot setiap pengamatan terhadap model regresi pada lokasi tersebut. Untuk pengamatan-pengamatan yang dekat dengan lokasi i maka akan lebih berpengaruh dalam membentuk parameter model lokasi ke$-i$ (Mertha, 2008).

Apabila terdapat titik-titik lokasi yang berada pada radius suatu lingkaran, maka masih dianggap memiliki pengaruh terhadap penaksiran koefisien regresi pada titik lokasi i terebut. Pemilihan *bandwidth* memiliki dampak besar pada hasil yang diperoleh dari GWR. Menurut Nakaya, dkk. (2005), apabila nilai bandwidth kecil, hal ini akan menyebabkan variansi menjadi semakin besar dan model yang diperoleh sangat kasar (undersmoothing) sehingga tidak mewakili keadaan yang sebenarnya. Sebaliknya, apabila nilai bandwidth besar akan menyebabkan variansi yang semakin kecil sehingga model yang diperoleh terlalu halus (oversmoothing) sehingga model yang kita dapat tidak berarti, hal ini dikarenakan tidak terdapat perbedaan antar lokasi pengamatan.

Untuk menentukan *bandwidth* optimum dapat ditentukan dengan menggunakan metode *Cross Validation* (CV) dan *Akaike Information Criterion* (AIC) *minimization* (Nadhori, 2016). Menurut Fortheringham, dkk (2002) AIC lebih umum dalam pengaplikasian dibandingkan dengan CV, karena AIC dapat digunakan dalam *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) dan *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR). Bentuk dari persamaan AIC adalah:

$$AIC = 2k - 2\ln(likelihood) \tag{2.22}$$

dimana:

k : banyaknya parameter yang akan ditaksir

$\ln(likelihood)$: nilai maksimum *likelihood* model.

2.5.3 Estimasi Parameter Model GWR

Menurut Fotheringham, dkk (2002), metode penaksiran parameter pada model GWR adalah dengan metode *Weighted Least Square* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data tersebut dikumpulkan. Misalkan pembobot untuk setiap lokasi ke-i adalah $w_i(u_i, v_i); i = 1,2, \dots n$ maka parameter lokasi u_i, v_i ditaksir dengan menambahkan unsur pembobot pada persamaan dan kemudian meminimumkan jumlah kuadrat *error* berikut ini (Azizah, 2013):

$$\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)\,\varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)\left[y_i - \beta_0(u_i,v_i) - \sum_{m=1}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}\right]^2 \tag{2.23}$$

atau dalam bentuk matriks jumlah kuadrat *residual-nya* adalah:

$$\begin{aligned}
\varepsilon^T \boldsymbol{W_i} \varepsilon &= (y - \boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i))^T \boldsymbol{W_i}(y - \boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i)) \\
&= (y - \beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T)\boldsymbol{W_i}(y - \boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i)) \\
&= y^T\boldsymbol{W_i}y - \boldsymbol{W_i}y^T\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i) - \beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}y \\
&\quad + \beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i) \\
&= y^T\boldsymbol{W_i}y - \boldsymbol{W_i}\left(y^T\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i)\right)^T - \beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}y \\
&\quad + \beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i) \\
&= y^T\boldsymbol{W_i}y - \beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}y - \beta^T\boldsymbol{X}^T(u_i,v_i)\boldsymbol{W_i}y \\
&\quad + \beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i) \\
&= y^T\,\boldsymbol{W_i}\,y - 2\beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\,y \\
&\quad + \beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\,\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i)
\end{aligned} \tag{2.24}$$

dengan,

$$\beta(u_i,v_i) = \begin{bmatrix}\beta_0(u_i,v_i)\\ \beta_1(u_i,v_i)\\ \vdots \\ \beta_p(u_i,v_i)\end{bmatrix}$$ dan

$$\boldsymbol{W_i}(u_i,v_i) = diag\left(w_1(u_i,v_i), w_2(u_i,v_i), \dots, w_n(u_i,v_i)\right).$$

Untuk memperoleh estimasi parameter $\beta(u_i,v_i)$ yang efisien dengan menurunkan persamaan 2.24 terhadap $\beta(u_i,v_i)$ sebagai berikut (Azizah, 2013)

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \varepsilon^T \boldsymbol{W_i}\boldsymbol{\varepsilon}}{\partial \beta} &= \frac{\partial(y^T\,\boldsymbol{W_i}\,y - 2\beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\,y + \beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i))}{\partial\beta(u_i,v_i)} \\
&= 0 - 2\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\,y + \boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i) + (\boldsymbol{X}^T\beta^T(u_i,v_i)\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X})^T \\
&= -2\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}y + \boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i) + \boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i,v_i)
\end{aligned}$$

$$= -2\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\,y + 2\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i, v_i)$$

$$2\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}y = 2\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i, v_i)$$

$$\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}y = \boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X}\beta(u_i, v_i).$$

sehingga didapatkan penaksir parameter model GWR sebagai berikut (Fotheringham,dkk, 2002):

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}y \tag{2.25}$$

Estimator $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ merupakan estimator tak bias dan konsisten. Penaksir $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ dikatakan tak bias jika $E\left(\hat{\beta}(u_i, v_i)\right) = \beta(u_i, v_i)$, dengan bukti (Azizah, 2013)

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

Misalkan $\boldsymbol{x}_i^T = (1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$ adalah elemen baris ke-i dari matriks $\boldsymbol{X}$, maka nilai prediksi untuk y pada lokasi penamaan (u_i, v_i) dapat diperoleh dengan cara berikut: (Azizah, 2013)

$$\hat{\boldsymbol{y}}_i = x_i^T\beta(u_i, v_i) = (\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}(u_i, v_i)\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W_i}(u_i, v_i)y\,. \tag{2.26}$$

Sehingga untuk seluruh pengamatan dapat dituliskan sebagai berikut:

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

$\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = (\hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2, \dots, \hat{\varepsilon}_n)^T = (\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathrm{y}$

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

$$\boldsymbol{L} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}_1^T(\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}_i(u_1,v_1)\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}_i(u_1,v_1) \\ \boldsymbol{x}_2^T(\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}_i(u_2,v_2)\,\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}_i(u_2,v_2) \\ \vdots \\ \boldsymbol{x}_n^T(\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}_i(u_n,v_n)\,\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}_i(u_n,v_n) \end{bmatrix} \tag{2.27}$$

(Azizah, 2013).

2.6 *Ordinary Least Square* (OLS)

Salah satu metode estimasi parameter untuk regresi linier berganda adalah *Ordinary Least Square* (OLS). Konsep dari OLS adalah menaksir parameter regresi dengan meminimumkan jumlah kuadrat dari *error* (Lains, 2003). Persamaan estimator parameter secara OLS adalah sebagai berikut

$$\boldsymbol{\beta}_{ols} = (\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{Y} \tag{2.28}$$

2.7 *Maximum Likelihood Estimation* (MLE)

Fungsi densitas bersama dari variabel random $X_1, X_2, \dots, X_n$ yang bernilai $x_1, x_2, \dots, x_n$ adalah $L(\beta) = f(x_1, x_2, \dots, x_n; \beta)$ yang merupakan fungsi *likelihood*. Untuk $x_1, x_2, \dots, x_n$ tetap, fungsi *likelihood* merupakan fungsi dari β dan dilambangkan dengan $L(\beta)$. Jika $X_1, X_2, \dots, X_n$ mewakili sebuah sampel random dari $f(x;\beta)$, maka $L(\beta) = f(x_1;\beta)\,.\,f(x_2;\beta)\dots f(x_n;\beta)$ dapat dituliskan sebagai berikut (Hogg & Craig, 1995):

$$\begin{aligned} L(\beta) &= f(\tilde{x};\beta) \\ &= f(x_1, x_2, \dots, x_n; \beta) \\ &= f(x_1;\beta)\,.\,f(x_2;\beta)\dots f(x_n;\beta) \\ &= \prod_{i=1}^{n} f(x_i;\beta). \end{aligned} \tag{2.29}$$

$L(\beta) = f(x_1, x_2, \dots, x_n; \beta)$ merupakan fungsi densitas probabilitas dari $x_1, x_2, \dots, x_n$. Untuk hasil pengamatan $x_1, x_2, \dots, x_n$, nilai $\hat{\beta}$ berada dalam Ω ($\hat{\beta} \in \Omega$), dimana $L(\beta)$ maksimum yang disebut sebagai *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dari β. Jadi $\hat{\beta}$ merupakan nilai dugaan dari β (Hogg & Craig, 1995).

Jika $f(x_1, x_2, \dots, x_n)) = max\, f(x_1, x_2, \dots, x_n; \beta)$ $;\beta \in \Omega$, maka untuk memperoleh nilai $\hat{\beta}$ tersebut yang memaksimumkan $L(\beta)$ harus diturunkan dengan langkah-langkah sebagai berikut (Hogg & Craig, 1995)

1. Nilai β diperoleh dari turunan pertama jika:

$$\frac{\partial}{\partial \beta} L(\beta)|_{\beta=\hat{\beta}} = 0$$

2. Nilai $\hat{\beta}$ dikatakan memaksimumkan $L(\beta)$ jika:

$$\frac{\partial}{\partial \beta} L(\beta)|_{\beta=\hat{\beta}} < 0$$

Selain dengan memaksimumkan fungsi *likelihood*, nilai $\hat{\beta}$ juga dapat diperoleh dengan memaksimumkan fungsi *ln likelihood,* karena dengan memaksimumkan fungsi *ln likelihood*, juga akan memaksimumkan fungsi *likelihood*, karena fungsi *ln likelihood* merupakan fungsi yang monoton naik, maka untuk memperoleh $\hat{\beta}$ dengan memaksimumkan fungsi *ln likelihood* dapat dilakukan dengan langkah-langkah yang sama, yaitu (Fitriyah, 2017):

1. Nilai $\hat{\beta}$ diperoleh dari turunan pertama jika:

$$\frac{\partial}{\partial \beta} L(\beta)|_{\beta=\hat{\beta}} = 0$$

2. Nilai $\widehat{\beta}$ dikatakan memaksimumkan (β) jika:

$$\frac{\partial^2}{\partial^2\beta}L(\beta)|_{\beta=\widehat{\beta}} = 0$$

2.8 Iterasi *Newton-Raphson*

Metode *Newton-Raphson* adalah metode iteratif untuk menyelesaikan persamaan *nonlinier* secara *iterative* seperti persamaan *likelihood* yang mencari lokasi yang memaksimalkan suatu fungsi. Ini dimulai dengan menentukan nilai awal untuk solusinya (Agresti, 2002). Dasar dari metode ini adalah dengan pendekatan deret *Taylor* linier.

$$f(x) = f(x^0) + \sum_{i=1}^{n} \frac{1\partial^n f(x^0)}{i!\,\partial(x^0)^i}(x - x^0)^i$$

Perluasan dari bentuk orde I

$$\frac{\partial F(\beta)}{\partial\beta} = 0$$

Sehingga diperoleh

$$\frac{\partial f(\beta)}{\partial\beta} = f(\beta^0) + H^0(\beta - \beta^0)$$

$$= G^0 + H^0(\beta - \beta^0)$$

Jika β^0 merupakan nilai awal dari β atau β^0 merupakan nilai ke-1 dari β, maka dapat dimisalkan $\beta^0 = \beta^t$ dan $\beta = \beta^{t+1}$ dengan $t_0 = 0$. Begitu pula dengan G dan H. Maka diperoleh iterasi sebagai berikut (Agresti, 2002)

$$\boldsymbol{\beta}^{(r+1)} = \boldsymbol{\beta}^{(r)} + \left(\boldsymbol{H}^{(r)}\right)^{-1}\boldsymbol{g}^{(r)})$$

Metode ini dapat diperluas untuk menyelesaikan sistem persamaan dengan lebih dari satu parameter. Misal $\beta_1, \beta_2, .. \beta_p$ maka iterasinya sebagai berikut (Fitriyah, 2017):

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)} = \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)} + \left(\boldsymbol{H}^{(r)}\right)^{-1} \boldsymbol{g}^{(\boldsymbol{r})}) \tag{2.30}$$

dimana,

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)} = \begin{bmatrix} \widehat{\boldsymbol{\beta}}_1^{(r+1)} \\ \widehat{\boldsymbol{\beta}}_2^{(r+1)} \\ \vdots \\ \widehat{\boldsymbol{\beta}}_p^{(r+1)} \end{bmatrix} \text{dan } \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)} = \begin{bmatrix} \widehat{\boldsymbol{\beta}}_1^{(r)} \\ \widehat{\boldsymbol{\beta}}_2^{(r)} \\ \vdots \\ \widehat{\boldsymbol{\beta}}_p^{(r)} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 F(\beta)}{\partial \boldsymbol{\beta}_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 F(\beta)}{\partial \beta_1 \beta_p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 F(\beta)}{\partial \boldsymbol{\beta}_p^2} & \cdots & \frac{\partial^2 F(\beta)}{\partial \boldsymbol{\beta}_p^2} \end{bmatrix} \text{dan } \boldsymbol{g} = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(\hat{a})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1^2} \\ \frac{\partial F(\beta)}{\partial \boldsymbol{\beta}_2^2} \\ \vdots \\ \frac{\partial F(\beta)}{\partial \boldsymbol{\beta}_p^2} \end{bmatrix}.$$

Proses iterasi akan terhenti ketika nilai taksiran yang diperoleh sudah konvergen yaitu pada saat

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)}(u_i, v_i) \approx \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)}(u_i, v_i)$$

atau $\left\|\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)}(u_i, v_i) - \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)}(u_i, v_i)\right\| < \varepsilon$ dengan ε merupakan bilangan positif yang sangat kecil.

2.9 Model Geographically Weighted Binary Logistic Regression (GWBLR)

Model *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) merupakan model regresi yang memperhitungkan faktor spasial sehingga akan menghasilkan nilai parameter bagi masing-masing titik atau lokasi dimana data tersebut diamatimetode ini dikembangkan dari metode GWR yang digunakan untuk memprediksi atau menduga model dari kumpulan data yang memiliki peubah respon biner melalui model regresi logistic (Atkinson, dkk., 2003). Secara umum bentuk dari model GWBLR dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(\sum_{j=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i) x_{im})}{1 + \exp(\sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i) x_{im})}. \quad (2.31)$$

Untuk mempermudah dalam pendugaan parameter regresi, maka $\pi(x_i)$ ditransformasi dengan menggunakan tranformasi logit sehingga diperoleh bentuk sebagai berikut

.

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

$$= \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_{i1} + \beta_2(u_i, v_i)x_{i2} + \cdots + \beta_p(u_i, v_i)x_{ip} \quad (2.32)$$

dimana,

$\beta_0(u_i, v_i)$: Konstanta intersep model regresi

$\beta_m(u_i, v_i)$: Koefisien regresi ke-1,2, … , p pada masing – masing lokasi

(u_i, v_i) : Koordinat lintang dan bujur dari titik ke-i pada suatu lokasi geografis.

x_{im} : Variabel prediktor ke-1,2, … , p pada lokasi ke-i.

2.10 Kemiskinan

Kemiskinan menurut Badan Pusat Statistika (2010) merupakan keadaan dimana seseorang individu atau sekelompok orang tidak mampu memenuhi kebutuhan dasarnya, seperti makanan, pakaian, tempat berlindung, pendidikan, dan kesehatan yang dianggap sebagai kebutuhan minimal dan memiliki standart tertentu.

Badan Pusat Statistik (BPS) menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar (basic needs approach) dalam mengukur kemiskinan. Pendekatan ini dihitung menggunakan Headcount Index, yaitu persentase penduduk miskin terhadap total penduduk. Jadi, dalam pendekatan ini kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran. Rumus untuk mencari persentase penduduk miskin adalah sebagai berikut

$$P_0 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{q}\left[\frac{z - m_i}{z}\right]^0 \qquad (2.33)$$

dimana:

P_0 : Persentase Penduduk Miskin (*headcount index*)

z : Garis Kemiskinan

m_i : Rata-rata pengeluaran perkapita sebulan penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan $(i = 1,2,3,\ldots,q)$; $m_i < z$

n : jumlah penduduk

Adapun faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan antara lain:

a. Angka Harapan Hidup

Angka Harapan Hidup (AHH) merupakan alat untuk mengevaluasi kinerja pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan penduduk pada umumnya, dan meningkatkan derajat kesehatan pada khususnya. Dalam membandingkan tingkat kesejahteraan antar kelompok masyarakat sangatlah penting untuk melihat angka harapan hidup. Di Negara-negara yang tingkat kesehatannya lebih baik, setiap individu memiliki rata-rata hidup lebih lama, dengan demikian secara ekonomis mempunyai peluang untuk memperoleh pendapatan lebih tinggi. Selanjutnya, Arsyad (1999) menjelaskan intervensi untuk memperbaiki kesehatan dari pemerintah juga merupakan suatu alat kebijakan penting untuk mengurangi kemiskinan. Salah satu faktor yang mendasari kebijakan ini adalah perbaikan kesehatan akan meningkatkan produktivitas golongan miskin kesehatan yang lebih baik akan meningkatkan daya kerja, mengurangi hari tidak bekerja dan menaikkan output energi.

Menurut BPS angka harapan hidup dihitung berdasarkan angka kematian menurut umur (*Age Specific Death Rate*/ASDR) yang datanya diperoleh dari catatan registrasi kematian secara bertahun-tahun sehingga dimungkinkan dibuat table kematian. Tetapi karena sistem registrasi penduduk di Indonesia belum berjalan dengan baik maka untuk menghitung Angka Harapan Hidup digunakan cara tidak langsung dengan program Mortpak Lite.

b. Angka Melek Huruf

Pendidikan merupakan modal dasar pembangunan sumber daya manusia. Angka melek huruf merupakan salah satu indikator bagaimana kesejahteraan masyarakat terukur, minimal masyarakat sudah bisa membaca dan menulis sudah bisa meningkatkan kesejahteraan. Semakin tinggi angkatan kerja yang buta huruf, semakin tinggi pula tingkat kemiskinan yang terjadi. Pendidikan yang memadai, maka pembangunan nasional akan mudah dicapai sesuai dengan yang telah direncanakan. Diharapkan dengan pendidikan akan mampu menjawab persoalan kemiskinan, rendahnya produktivitas, dan juga lambatnya pertumbuhan ekonomi (Kuncoro, 2014).

Menurut BPS angka melek huruf merupakan proporsi penduduk berusia 15 tahun ke atas yang memiliki kemampuan membaca dan menulis kalimat sederhana dalam huruf latin, huruf arab, dan huruf lainnya (seperti huruf jawa, kanji, dll) terhadap penduduk usia 15 tahun ke atas. Rumus untuk mencari persentase angka melek huruf yaitu

$$AMH\ 15{+}=\frac{a}{b}\times 100\% \tag{2.34}$$

dimana:

a : Jumlah penduduk usia 15 tahun ke atas yang dapat membaca dan menulis

b : Jumlah penduduk usia 15 tahun ke atas

c. Rata-rata Lama Sekolah

Kondisi kemiskinan dapat disebakan oleh taraf pendidikan yang rendah. Taraf pendidikan yang rendah mengakibatkan kemampuan pengembangan diri terbatas dan menyebabkan sempitnya lapangan pekerjaan yang dimasuki. Taraf pendidikan yang rendah juga membatasi kemampuan untuk mencari dan memanfaatkan peluang. Penduduk miskin yang umumnya berpendidikan rendah harus bekerja apa saja untuk mempertahankan hidupnya. Kondisi tersebut menyebabkan lemahnya posisi tawar masyarakat miskin dan tingginya kerentanan terhadap perlakuan yang merugikan. Masyarakat miskin juga harus menerima pekerjaan dengan imbalan yang rendah tanpa sistem kontrak (Effendi, 1993).

Definisi Rata-rata lama sekolah menurut BPS yaitu jumlah tahun belajar penduduk usia 15 tahun ke atas yang telah diselesaikan dalam pendidikan formal (tidak termasuk tahun yang mengulang). Untuk menghitung Rata-rata Lama Sekolah dibutuhkan informasi partsipasi sekolah, jenjang dan jenis pendidikan yang pernah/sedang diduduki, ijasah tertinggi yang dimiliki, tingkat/kelas tertinggi yang pernah/sedang diduduki. Perhitungan rata-rata lama sekolah yaitu

$$MYS = \frac{1}{P_{15+}} \sum_{i=1}^{P_{15+}} (Lama\ sekolah\ penduduk\ ke - i) \tag{2.35}$$

dimana:

MYS : Rata-rata lama sekolah

P_{15+} : Jumlah penduduk berusia 15 thun ke atas

Lama sekolah penduduk ke-i :

a. Tidak pernah sekolah = 0
b. Masih sekolah SD sampai dengan S1 = Konversi ijazah terakhir + kelas terakhir-1
c. Masih sekolah di S2/S3 = Konversi ijazah terakhir+1
d. Tidak bersekolah lagi dan tamat di kelas terakhir = konversi ijazah terakhir
e. Tidak bersekolah lagi dan tidak tamat dikelas terakhir = konversi ijazah terakhir + kelas terakhir-1.

d. Rumah Penduduk dengan Alas Lantai Tanah

Tempat tinggal yang sehat dan layak merupakan kebutuhan yang masih sulit dijangkau oleh masyarakat miskin. Secara umum, masalah utama yang dihadapi masyarakat miskin adalah terbatasnya akses terhadap perumahan yang sehat dan layak, rendahnya mutu lingkungan pemukiman, dan lemahnya perlindungan atas pemilikan perumahan. Menurut Supardi (1995) bahwa salah satu kriteria masyarakat miskin adalah kondisi perumahan dan lingkungan minimal. Dalam hal ini meliputi beberapa hal, diantaranya adalah dinding berupa kayu dan alas lantai berupa tanah.

Menurut BPS perhitungan persentase rumah penduduk dengan alas lantai tanah yaitu

$$T_0 = \frac{t}{s} \times 100\% \tag{2.36}$$

T_0 : persentase rumah penduduk dengan alas lantai tanah

t ; Jumlah rumah yang berlantai tanah

s : Jumlah rumah penduduk seluruhnya

e. Angkatan Kerja

Angkatan Kerja dikatakan sebagai bagian dari tenaga kerja yang sesungguhnya terlibat atau berusaha untuk terlibat dalam kegiatan produktif yaitu memproduksi barang dan jasa dalam kurun waktu tertentu. Masalah ketenagakerjaan di Indonesia dipengaruhi oleh beberapa faktor, yang pentinga dalah modal asing, proteksi iklim investasi, pasar global, dan perilaku birokrasi serta tekanan kenaikan upah. Otonomi daerah yang dalam banyak hal juga tidak berpengaruh positif terhadap tenaga kerja. Masalah kemiskinan, ketidakmerataan, pendapatan, pertumbuhan ekonomi, urbanisasi, dan stabilitas politik juga sangat berpengaruh terhadap kemiskinan (Kuncoro, 2006).

Menurut BPS perhitungan tingkat angkatan kerja adalah sebagai berikut

$$TPAK = \frac{Jumlah\ Angkatan\ Kerja}{Jumlah\ Penduduk\ 15\ tahun\ ke\ atas} \times 100\% \tag{2.37}$$

2.11 Penelitian Terdahulu

Model yang terkait dalam penelitian ini diambil dari penelitian terdahulu yaitu yang dilakukan oleh Aji, dkk (2014) dimana penelitian ini menganalisis faktor-

faktor yang mempengaruhi Laju Pertumbuhan Penduduk (LPP) Kota Semarang menggunakan regresi logistik dan GWLR dengan pembobot *fixed Bisquare kernel* dan *fixed Gaussian kernel*. Perhitungan ketepatan hasil klasifikasi laju pertumbuhan penduduk dengan menggunakan model regresi logistik, GWLR pembobot bisquare kernel dan GWLR pembobot gaussian kernel menghasilkan nilai yang sama yaitu sebesar 87,5%.

2.12 Kajian Keagamaan GWBLR

Data spasial mempunyai pengertian sebagai suatu data yang mengacu pada posisi, obyek, dan hubungan diantaranya dalam ruang bumi (Fotheringham, 2002). Kondisi data dalam suatu wilayah yang satu dengan wilayah yang lain tidak akan sama, baik dari segi geografis, sosial budaya maupun dari segi ekonomi sehingga hal tersebut menyebabkan adanya keragaman (heterogenitas) spasial.

Keragaman yang ada di bumi ini telah dijelaskan dalam firman Allah Swt dalam QS. Al-Hujurat ayat 13 yang artinya *"Hai manusia, sesungguhnya Kami menciptakan kamu dari seorang laki-laki dan seorang perempuan dan menjadikan kamu berbangsa-bangsa dan bersuku-suku supaya kamu saling kenal-mengenal. Sesungguhnya orang yang paling mulia diantara kamu di sisi Allah ialah orang yang paling taqwa diantara kamu. Sesungguhnya Allah Maha Mengetahui lagi Maha Mengenal"*.

"*Dan Kami jadikan kamu berbangsa-bangsa, bersuku-suku, supaya kenal mengenallah kamu*". Yaitu bahwasanya anak yang mulanya setumpuk mani yang berkumpul berpadu satu dalam satu keadaan belum nampak jelas warnanya tadi, menjadilah kemudian berwarna menurut keadaan iklim buminya, hawa udaranya, letak tanahnya, peredaran musimnya, sehingga timbul berbagai warna wajah dan diri manusia dan berbagai pula bahasa yang mereka pakai (Amrullah, 1984).

Berdasarkan QS. Al-Hujurat ayat 13 dapat diketahui bahwasannya keragaman yang ada di bumi ini meliputi berbagai bangsa-bangsa dan suku-suku dimana bangsa dari suku tersebut memiliki karakteristik atau kondisi wilayah yang berbeda-beda, sehingga menyebabkan sekumpulan data yang berada di suatu wilayah akan berbeda dengan wilayah yang lain atau terjadi heterogenitas spasial.

Metode statistika yang digunakan untuk menangani heterogenitas spasial adalah GWR. GWBLR merupakan pengembangan dari model regresi logistik dan GWR. Regresi logistik diasumsikan mengikuti distribusi *Bernoulli* yang memiliki peluang kejadian sukses dan gagal sehingga variabel dalam regresi logistik dikategorikan dalam dua nilai yaitu 0 dan 1.

Dalam surat Al-Hujurat ayat 13 lafadz "*Sesungguhnya orang yang paling mulia diantara kamu di sisi Allah ialah orang yang paling taqwa diantara kamu.*" memberi penjelasan bagi manusia bahwasanya kemuliaan sejati yang dianggap bernilai oleh Allah tidak lain adalah kemuliaan hati, kemuliaan budi, kemuliaan perangai, ketaatan kepada Allah (Amrullah, 1984).

Orang yang bertaqwa merupakan orang yang beriman dimana orang tersebut memiliki pandangan dan sikap hidup sesuai dengan ajaran Allah menurut sunah Rasul. Allah juga akan memberikan balasan terhadap apa yang dilakukan manusia selama di dunia. Seperti yang dijelaskan dalam QS. Al-Baqarah ayat 137 yang artinya *"Maka jika mereka beriman kepada apa yang kalian telah beriman kepadanya, sungguh mereka telah mendapat petunjuk; dan jika mereka berpaling, sesungguhnya mereka berada dalam permusuhan (dengan kamu). Maka Allah* *akan memelihara kamu dari mereka. Dan Dialah yang Maha Mendengar lagi Maha Mengetahui"*

Allah berfirman, *"Maka jika mereka beriman,"* yaitu orang-orang kafir dari kalangan ahli kitab serta lain-lainnya mau beriman *"kepada apa yang kalian telah beriman kepadanya,"* hai orang-orang yang mukmin, yaitu mereka beriman kepada semua kitab Allah, para rasul-Nya, serta tidak membedakan antara satu nabi dengan nabi lainnya, *"Sungguh mereka telah mendapat petunjuk."* Yakni mereka telah menempuh jalan yang *haq* dan mendapat bimbingan ke arah-Nya (Ibnu Katsir, 2000)

"Dan jika mereka berpaling," yaitu dari jalan yang benar dan menempuh jalan yang *bathil*, sesudah *hujjah* mematahkan alasan mereka, *"sesungguhnya mereka berada dalam permusuhan (dengan kamu)," "maka Allah akam memelihara kamu dari mereka",*yakni Allah akan menolongmu dalam menghadapi mereka dan Dia akan memberikan kemenangan pada kalian atas mereka, *"dan Dia-lah yang maha mendengan lagi maha mengetahui"*(Ibnu Katsir, 2000).

Pada ayat tersebut terdapat makna "*mereka telah mendapatkan petunjuk"*. Kata tersebut dapat diartikan bahwa mereka adalah orang orang yang berhasil atau sukses. Kemudian pada makna "*dan jika mereka berpaling, sesungguhnya mereka berada dalam permusuhan (dengan kamu)",* dapat diartikan bahwa mereka telah gagal. Seperti dalam konsep regresi logistik yang diasumsikan mengikuti distribusi *Bernoulli* memiliki peluang sukses dan gagal. Sehingga ayat tersebut dapat dikaitkan dengan analisis regresi logistik.

Permasalahan mengenai heterogenitas atau keragaman spasial menjadi suatu permasalahan dalam bidang statistika. Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut harus digunakan metode yang sesuai. Salah satu metode untuk menangani heterogenitas spasial adalah GWR. Namun apabila dalam variabel penelitian berupa data kategori model GWR tidak bisa digunakan sehingga dapat digunakan metode GWBLR.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

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

3.2 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data dan informasi yang telah dipublikasikan oleh BPS Jawa Timur. Data ini adalah data sekunder yang berasal dari data Kemiskinan 2015 di Jawa Timur terdiri atas 29 kabupaten dan 9 kota. Variabel respon pada penelitian ini adalah headcount index kemiskinan di tingkat kabupaten/kota. Head Count Index adalah persentase penduduk yang berada di bawah Garis Kemiskinan (GK). GK merupakan penjumlahan dari GKM dan GKNM. Penduduk yang yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah GK dikategorikan penduduk miskin (BPS 2010).Data tersebut diambil melalui situs resmi BPS Jawa Timur yaitu http://Jatim.bps.go.id yang diakses pada 30 Juli 2018.

3.3. Variabel Penelitian

Variabel respon (Y) yang dikategorikan menjadi dua kategori yaitu kabupaten tidak miskin (0) dan kabupaten miskin (1), dengan lima variabel prediktor yaitu persentase angka harapan hidup(X_1), persentase angka melek huruf (X_2), persentase rata-rata lama sekolah (X_3), persentase rumah penduduk dengan lantai tanah (X_4), dan persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja (X_5).

3.4 Analisis Data

3.4.1 Estimasi Parameter Model GWBLR dengan Pembobot Adaptive Gaussian Kernel

Langkah-langkah estimasi parameter model GWBLR adalah sebagai berikut :

1. Menentukan model GWBLR yang terdapat dalam persamaan (2.28)
2. Membentuk fungsi kepadatan peluang
3. Membentuk fungsi *likelihood* yang disimbolkan $L(\beta(u_i, v_i)$
4. Membentuk fungsi *ln likelihood* $l(\beta(u_i, v_i))$
5. Menentukan fungsi pembobot W_i pada fungsi *ln likelihood* yang disimbolkan dengan $l^*(\beta(u_i, v_i))$
6. Memaksimalkan fungsi $l^*(\beta(u_i, v_i))$
7. Membentuk vektor kemiringan *(slope)* $\boldsymbol{g}$
8. Membentuk matriks Hessian $\boldsymbol{H}$

3.4.2 Pemodelan Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur Mengunakan GWBLR

Langkah – langkah pemodelan tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015 menggunakan GWBLR adalah sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan setiap variabel untuk mengetahui karaktersitik tingkat kemiskinan di Jawa Timur
2. Membentuk model regresi logistik biner
3. Melakukan Pengujian Spasial
4. Menentukan *bandwidth* optimum untuk setiap lokasi pengamatan dengan menggunakan *Cross Validation*
5. Menghitung matriks pembobot dengan menggunakan fungsi *Adaptive Gaussian Kernel*
6. Menentukan model GWBLR pada data kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015
7. Menguji parameter model GWBLR
8. Membentuk peta pengelompokan berdasarkan faktor yang signifikan.

BAB IV

PEMBAHASAN

4.1 Estimasi Parameter Model GWBLR

Model regresi logistik termasuk dalam model linear umum (*Generalized Linear Models* atau (GLM) yang termasuk dalam distribusi keluarga eksponensial. Sehingga, memungkinkan pembentukan variabel bebas dan variabel terikat yang dapat berupa variabel kontinu atau kategorik. Model GWBLR merupakan pengembangan dari model regresi logistik dan model GWR. Model GWBLR yang digunakan terdapat dalam persamaan (2.31).

Pada model spasial diasumsikan bahwa data dalam observasi yang dekat dengan titik ke$-i$ memiliki pengaruh yang kuat pada estimasi $\beta_m(u_i, v_i)$ dibandingkan dengan data yang berada jauh dari titik ke-i . Fungsi distribusi dari regresi logistik mengikuti distribusi *Bernoulli* sehingga parameter β diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). MLE merupakan metode estimasi yang digunakan untuk mengestimasi parameter model yang diketahui fungsi distribusi dari variabel responnya.

Langkah pertama dalam mengestimasi parameter dengan metode MLE adalah dengan menentukan fungsi padat peluang dari distribusi *Bernoulli.* Pada regresi logistik variabel $Y = 1$ menyatakan hasil yang diperoleh “sukses” dan variabel $Y = 0$ menyatakan hasil yang diperoleh “gagal”. Dengan demikian variabel y tersebut dikatakan sebagai variabel indikator dan memenuhi distribusi *Bernoulli*. Fungsi padat peluang yang digunakan sesuai dengan persamaan (2.1).

Setelah diperoleh fungsi padat peluang pada persamaan (2.1) maka selanjutnya dicari fungsi *likelihood* yang dinotasikan dengan $L\big(\beta(u_i, v_i)\big)$

$$L(\beta(u_i,v_i) = \prod_{i=1}^{n} \pi(x_i)^{y_i} \left(1-\pi(x_i)\right)^{1-y_i}$$

$$= \prod_{i=1}^{n} \left(\left(\pi(x_i)\right)^{y_i} \frac{\left(1-\pi(x_i)\right)}{\left(1-\pi(x_i)\right)^{y_i}} \right)$$

$$= \prod_{i=1}^{n} \left(\left(\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)} \right)^{y_i} \left(1-\pi(x_i)\right) \right)$$

$$= \left\{ \prod_{i=1}^{n} \left(1-\pi(x_i)\right) \right\} \left\{ \prod_{i=1}^{n} exp\left[ln\left(\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)} \right)^{y_i} \right] \right\}$$

$$= \left\{ \prod_{i=1}^{n} \left(1-\pi(x_i)\right) \right\} exp\left[\sum_{i=1}^{n} y_i \, ln\left(\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)} \right) \right]$$

$$= \left\{ \prod_{i=1}^{n} \left(1 - \frac{exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i) x_{im}}{1 + exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i) x_{im}} \right) \right\} exp\left[\sum_{i=1}^{n} y_i \left(\sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i) x_{im} \right) \right]$$

$$= \prod_{i=1}^{n} \left(1 + exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i) x_{im} \right)^{-1} exp\left[\sum_{i=1}^{n} \left(\sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i) y_i x_{im} \right) \right] \qquad (4.1)$$

Fungsi *ln likelihood* digunakan untuk mempermudah perhitungan dengan memaksimumkan fungsi *likelihood*. Sehingga persamaan ln *likelihood* yang terbentuk adalah

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

$$= ln \left\{ \prod_{i=1}^{n} \left(1 + \exp\left(\sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i) x_{im} \right) \right)^{-1} \right\} \exp\left[\sum_{i=1}^{n} y_i \left(\sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i) x_{im} \right) \right]$$

$$= \sum_{m=0}^{p} \left(\sum_{i=1}^{n} y_i x_{im} \right) \beta_m(u_i,v_i) - \sum_{i=1}^{n} \ln\left\{ 1 + \exp\left(\sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i) x_{im} \right) \right\} \qquad (4.2)$$

Faktor letak geografis merupakan faktor pembobot pada model GLR. Faktor ini memiliki nilai yang berbeda untuk setiap daerah yang menunjukkan setiap lokal dari model GLR, Karena adanya pembobot pada model maka model GLR berubah menjadi GWBLR. Pembobot yang digunakan dalam penelitian ini adalah matriks pembobot yang berukuran $n \times n$ dengan elemen diagonal yang berisi pembobot $w_1(u_i, v_i), w_2(u_i, v_i), \dots w_n(u_i, v_i)$ yaitu

$$\boldsymbol{W}_i = \begin{bmatrix} w_1(u_i, v_i) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_2(u_i, v_i) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_n(u_i, v_i) \end{bmatrix} \tag{4.3}$$

Nilai $w_j(u_i, v_i)$ yang digunakan adalah fungsi pembobot *adaptive Gaussian kernel* sesuai dengan persamaan (2.20) dengan jarak *Euclidean* antara lokasi (u_i, v_i) dan (u_j, v_j), yang mana untuk

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

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

Sehingga diperoleh

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

$$= \exp\left[-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right]$$

$$= \exp\left[-\frac{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}{b^2}\right] \tag{4.4}$$

Oleh karena itu pembobot diberikan pada bentuk *ln likelihood* model GWBLR untuk pengamatan ke-m pada lokai ke-i

$$l^*(\beta(u_i,v_i) = \sum_{m=0}^{p}\left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)y_i x_{im}\right)\beta_m(u_i,v_i)$$
$$-\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)\ln\left\{1+exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}\right\} \quad (4.5)$$

Untuk memperoleh estimasi dari parameter-parameter, yaitu $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \ldots, \hat{\beta}_p$, maka fungsi likelihood pada persamaan diturunkan secara parsial terhadap masing-masing-masing parameter yang bersesuaian kemudian disamadengankan nol.

Turunan pertama fungsi *ln likelihood* terboboti geografis $l^*(\beta\,(u_i,v_i)$ terhadap parameter beta (β) adalah sebagai berikut:

Misal

$$a = \sum_{m=0}^{p}\left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)y_i x_{im}\right)\beta_m(u_i,v_i)$$

$$b = \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)\ln\left\{1+exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}\right\}$$

- Turunan pertama terhadap $\beta_0(u_i,v_i)$

$$\frac{\partial a}{\partial\beta_0(u_i,v_i)} = \frac{\partial}{\partial\beta_0(u_i,v_i)}\left(\sum_{m=0}^{p}\left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)y_i x_{im}\right)\beta_m(u_i,v_i)\right)$$
$$= \frac{\partial}{\partial\beta_0(u_i,v_i)}\left(\left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)y_i x_{i0}\right)\beta_0(u_i,v_i)\right.$$
$$\left. + \left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)y_i x_{i1}\right)\beta_1(u_i,v_i) + \cdots + \left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_I)y_i x_{ip}\right)\beta_p(u_i,v_i)\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_{ij}(u_i, v_i) y_i x_{i0}$$

$$\frac{\partial b}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} = \frac{\partial}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} \left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i) \ln \left\{ 1 + exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i) x_{ij} \right\} \right)$$

$$= \frac{\partial}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i) \ln\{1 + \exp(\beta_0(u_i, v_i) x_{i0} + \beta_1(u_i, v_i) x_{i1} + \cdots$$

$$+ \beta_p(u_i, v_i) x_{ip})\}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i)\, x_{i0} \left(\frac{\exp(\beta_0(u_i, v_i) x_{i0} + \beta_1(u_i, v_i) x_{i1} + \cdots + \beta_p(u_i, v_i) x_{ip})}{1 + \exp(\beta_0(u_i, v_i) x_{i0} + \beta_1(u_i, v_i) x_{i1} + \cdots + \beta_p(u_i, v_i) x_{ip})} \right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i)\, x_{i0} \left(\frac{\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i) x_{im}}{1 + exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i) x_{im}} \right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i) x_{i0}\, \pi(x_i)$$

Sehingga diperoleh

$$\frac{\partial l^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} = \frac{\partial a}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} - \frac{\partial b}{\partial \beta_0(u_i, v_i)}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_I) y_i x_{i0} - \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i) x_{i0}\, \pi(x_i) \qquad (4.6)$$

- Turunan pertama terhadap $\beta_1(u_i, v_i)$

$$\frac{\partial a}{\partial \beta_1(u_i, v_i)} = \frac{\partial}{\partial \beta_1(u_i, v_i)} \left(\sum_{m=0}^{p} \left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i) y_i x_{ij} \right) \beta_m(u_i, v_i) \right)$$

$$= \frac{\partial}{\partial \beta_1(u_i,v_i)}\left(\left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i) y_i x_{i0}\right)\beta_0(u_i,v_i)\right.$$

$$\left. + \left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i) y_i x_{i1}\right)\beta_1(u_i,v_i) + \cdots + \left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i) y_i x_{ip}\right)\beta_p(u_i,v_i)\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i) y_i x_{i1}$$

$$\frac{\partial b}{\partial \beta_1(u_i,v_i)} = \frac{\partial}{\partial \beta_1(u_i,v_i)}\left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i) \ln\left\{1 + exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i) x_{im}\right\}\right)$$

$$= \frac{\partial}{\partial \beta_1(u_i,v_i)}\left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i) \ln\{1 + \exp(\beta_0(u_i,v_i)x_{i0} + \beta_1(u_i,v_i)x_{i1} + \cdots\right.$$

$$\left. + \ \beta_p(u_i,v_i)x_{ip})\}\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)\, x_{i1}\left(\frac{\exp(\beta_0(u_i,v_i)x_{i0} + \beta_1(u_i,v_i)x_{i1} + \cdots + \beta_p(u_i,v_i)x_{ip})}{1 + \exp(\beta_0(u_i,v_i)x_{i0} + \beta_1(u_i,v_i)x_{i1} + \cdots + \beta_p(u_i,v_i)x_{ip})}\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)\, x_{i1}\left(\frac{\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}{1 + exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i) x_{i1}\, \pi(x_i)$$

Sehingga diperoleh

$$\frac{\partial l^*(\beta(u_i,v_i)}{\partial \beta_1(u_i,v_i)} = \frac{\partial a}{\partial \beta_1(u_i,v_i)} - \frac{\partial b}{\partial \beta_1(u_i,v_i)}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i) y_i x_{i1} - \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i) x_{i1}\, \pi(x_i) \qquad (4.7)$$

Dari persamaan (4.6) dan (4.7) diperoleh pola turunan parsial terhadap β sehingga secara umum turunan pertama terhadap β_m dimana $m = 0,1,2,..p$ adalah

$$\frac{\partial a}{\partial \beta_m(u_i,v_i)} = \frac{\partial}{\partial \beta_m(u_i,v_i)}\left(\sum_{m=0}^{p}\left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)y_i x_{im}\right)\beta_m(u_i,v_i)\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)y_i x_{im}$$

$$\frac{\partial b}{\partial \beta_m(u_i,v_i)} = \frac{\partial}{\partial \beta_m(u_i,v_i)}\left(\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)\ln\left\{1+exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}\right\}\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)x_{ij}\,\pi(x_i)$$

Sehingga diperoleh persamaan umumnya

$$\begin{aligned}\frac{\partial l^*(\beta(u_i,v_i))}{\partial \beta_m(u_i,v_i)} &= \frac{\partial a}{\partial \beta_m(u_i,v_i)} - \frac{\partial b}{\partial \beta_m(u_i,v_i)} \\ &= \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)y_i x_{im} - \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)x_{im}\,\pi(x_i)\end{aligned} \tag{4.8}$$

Hasil turunan parsial pertama terhadap β masih dalam bentuk implisit sehingga dibutuhkan metode numerik. Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut digunakan suatu prosedur iterasi numerik yaitu dengan menggunakan pendekatan iterasi *newton raphson* yang terdapat dalam persamaan (2.30).

Hasil turunan parsial pertama jika disusun dalam matriks yang disebut vektor kemiringan *(slope)* adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{g}(\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)}(u_i,v_i)) = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial l^*(\beta(u_i,v_i))}{\partial \beta_0(u_i,v_i)} \\ \dfrac{\partial l^*(\beta(u_i,v_i))}{\partial \beta_1(u_i,v_i)} \\ \vdots \\ \dfrac{\partial l^*(\beta(u_i,v_i))}{\partial \beta_p(u_i,v_i)} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{n} x_{i0} w_j(u_i, v_i) y_i - \sum_{i=1}^{n} x_{i0} w_j(u_i, v_i)\, \pi(x_i) \\ \sum_{i=1}^{n} x_{i1} w_j(u_i, v_i) y_i - \sum_{i=1}^{n} x_{i1} w_j(u_i, v_i)\, \pi(x_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{n} x_{ip} w_j(u_i, v_i) y_i - \sum_{i=1}^{n} x_{ip} w_j(u_i, v_i)\, \pi(x_i) \end{bmatrix}$$

Untuk setiap iterasi ke- r maka belaku

$$\boldsymbol{g}_m^{(r)}(u_i, v_i) = \frac{\partial l^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_j(u_i, v_i)} = \sum_{i=1}^{n} x_{ip} w_j(u_i, v_i) y_i - \sum_{i=1}^{n} x_{ip} w_j(u_i, v_i)\, \pi(x_i)$$

apabila dituliskan dalam bentuk matriks maka

$$\begin{aligned} \boldsymbol{g}_m^{(r)}(u_i, v_i) &= \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i \boldsymbol{Y} - \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i \boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(r)} \\ &= \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i \left(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(r)}\right) \end{aligned} \tag{4.9}$$

Selanjutnya akan dihitung turunan-turunan parsial kedua dari persamaan ln *likelihood* terhadap masing-masing parameternya adalah sebagai berikut:

- Untuk H_{00}

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 l^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} &= \frac{\partial}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} \left(- \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i)\, x_{i0} \pi(x_i) \right) \\ &= \frac{\partial}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} \left(- \sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i)\, x_{i0} \left(\frac{\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i) x_{im}}{1 + exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i) x_{im}} \right) \right) \end{aligned}$$

Misal

$$u = \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i) x_{im}$$

$$\begin{aligned} u' &= \frac{\partial}{\partial \beta_0(u_i, v_i)} \left(exp\left(\beta_0(u_i, v_i) x_{i0} + \beta_1(u_i, v_i) x_{i1} + \cdots + \beta_p(u_i, v_i) x_{ip}\right) \right) \\ &= exp\left(\beta_0(u_i, v_i) x_{i0} + \beta_1(u_i, v_i) x_{i1} + \cdots + \beta_p(u_i, v_i) x_{ip}\right) x_{i0} \end{aligned}$$

$$= \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{ij}\, x_{i0}$$

$$v \;= 1 + \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}$$

$$v' = \frac{\partial}{\partial \beta_0(u_i, v_i)}\Big(1 + exp\big(\beta_0(u_i, v_i)x_{i0} + \beta_1(u_i, v_i)x_{i1} + \cdots + \beta_p(u_i, v_i)x_{ip}\big)\Big)$$

$$= x_{i0}\left(exp\big(\beta_0(u_i, v_i)x_{i0} + \beta_1(u_i, v_i)x_{i1} + \cdots + \beta_p(u_i, v_i)x_{ip}\big)\right)$$

$$= x_{i0}\left(exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}\right)$$

$$u'v - v'u = \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}\, x_{i0} \left(1 + exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im} - exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}\right)$$

$$= \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}\, x_{i0}$$

$$\frac{u'v - v'u}{v^2} = \left(\frac{\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}\, x_{i0}}{\left(1 + exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}\right)^2}\right)$$

$$= x_{i0}\left(\frac{\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}}{1 + \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}}\right)\left(\frac{1}{1 + \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}}\right)$$

$$= x_{i0}\left(\frac{1 + \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}}{1 + \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}} - \frac{\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}}{1 + \exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i, v_i)x_{im}}\right)$$

$$= x_{i0}\pi(x_i)\big(1 - \pi(x_i)\big)$$

sehingga,

$$\frac{\partial^2 l^*\big(\beta(u_i, v_i)\big)}{\partial \beta_0^2(u_i, v_i)} = -\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i)x_{i0}\left(\frac{u'v - v'u}{v^2}\right)$$

$$= -\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i)x_{i0}x_{i0}\pi(x_i)\big(1 - \pi(x_i)\big)$$

$$= -\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i, v_i){x_{i0}}^2\pi(x_i)\big(1 - \pi(x_i)\big) \tag{4.10}$$

- Untuk H_{01}

$$\frac{\partial^2 l^*(\beta(u_i,v_i))}{\partial\beta_0(u_i,v_i)\beta_1(u_i,v_i)} = \frac{\partial}{\partial\beta_1(u_i,v_i)}\left(-\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)x_{i0}\,\pi(x_i)\right)$$

$$= \frac{\partial}{\partial\beta_1(u_i,v_i)}\left(-\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)x_{i0}\left(\frac{\exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}}{1+\exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}}\right)\right)$$

Misal

$$u = \exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}$$

$$u' = \frac{\partial}{\partial\beta_1(u_i,v_i)}\Big(exp\big(\beta_0(u_i,v_i)x_{i0}+\beta_1(u_i,v_i)x_{i1}+\cdots+\beta_p(u_i,v_i)x_{ip}\big)\Big)$$

$$= exp\big(\beta_0(u_i,v_i)x_{i0}+\beta_1(u_i,v_i)x_{i1}+\cdots+\beta_p(u_i,v_i)x_{ip}\big)x_{i1}$$

$$= \exp\sum_{j=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}\,x_{i1}$$

$$v = 1+\exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}$$

$$v' = \frac{\partial}{\partial\beta_1(u_i,v_i)}\Big(1+exp\big(\beta_0(u_i,v_i)x_{i0}+\beta_1(u_i,v_i)x_{i1}+\cdots+\beta_p(u_i,v_i)x_{ip}\big)\Big)$$

$$= x_{i1}\Big(exp\big(\beta_0(u_i,v_i)x_{i0}+\beta_1(u_i,v_i)x_{i1}+\cdots+\beta_p(u_i,v_i)x_{ip}\big)\Big)$$

$$= x_{i1}\left(\exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}\right)$$

$$u'v - v'u = \exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}\,x_{i1}\left(1+e\exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im} - \exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}\right)$$

$$= \exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{ij}\,x_{i1}$$

$$\frac{u'v-v'u}{v^2} = \left(\frac{\exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}}{\left(1+\exp\sum_{m=0}^{p}\beta_m(u_i,v_i)x_{im}\right)^2}\right)$$

$$= x_{i1}\left(\frac{\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}{1+\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}\right)\left(\frac{1}{1+\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}\right)$$

$$= x_{i1}\left(\frac{1+\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}{1+\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}} - \frac{\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}{1+\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}\right)$$

$$= x_{i1}\pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big)$$

Sehingga

$$\frac{\partial^2 l^*\big(\beta(u_i,v_i)\big)}{\partial\beta_0(u_i,v_i)\beta_1(u_i,v_i)} = -\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)x_{i0}x_{i1}\left(\frac{u'v-v'u}{v^2}\right)$$

$$= -\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)x_{i0}x_{i1}\pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big) \quad (4.11)$$

Dari persamaan (4.10) dan (4.11) maka diperoleh persamaan umum turunan parsial kedua dari *ln likelihood* terhadap nilai β_m dimana $m = 0,1,2,\dots,p$ yaitu sebagai berikut

- Untuk H_{mm}

$$\frac{\partial^2 l^*\big(\beta(u_i,v_i)\big)}{\partial\beta_m^2(u_i,v_i)} = \frac{\partial}{\partial\beta_m(u_i,v_i)}\left(-\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)x_{im}\,\pi(x_i)\right)$$

$$= \frac{\partial}{\partial\beta_m(u_i,v_i)}\left(-\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i)\,x_{im}\left(\frac{\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}{1+\exp \sum_{m=0}^{p} \beta_m(u_i,v_i)x_{im}}\right)\right)$$

$$= -\sum_{i=1}^{n} w_j(u_i,v_i){x_{im}}^2\pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big) \quad (4.12)$$

Kemudian akan dibentuk matriks Hessian dengan elemen-elemennya adalah turunan parsial kedua dari fungsi $l^*(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)$ terhadap masing-masing parameternya jika dibentuk matriks Hessian adalah sebagai berikut

$$H(\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)}(u_i,v_i) = \begin{bmatrix} H_{00} & H_{01} & \cdots & H_{0p} \\ H_{10} & H_{11} & \cdots & H_{1p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{p0} & H_{p1} & \cdots & H_{pp} \end{bmatrix}$$

dimana elemen-elemen dari matriks hessian yaitu

$$H_{00} = -\sum_{i=1}^{n} x_{i0} w_j(u_i,v_i) x_{i0} \pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big)$$

$$H_{01} = -\sum_{i=1}^{n} x_{i0} w_j(u_i,v_i) x_{i1} \pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big)$$

$$H_{0p} = -\sum_{i=1}^{n} x_{i0} w_j(u_i,v_i) x_{ip} \pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big)$$

$$H_{10} = -\sum_{i=1}^{n} x_{i0} w_j(u_i,v_i) x_{i1} \pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big)$$

$$H_{11} = -\sum_{i=1}^{n} x_{i1} w_j(u_i,v_i) x_{i1} \pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big)$$

$$H_{1p} = -\sum_{i=1}^{n} x_{i0} w_j(u_i,v_i) x_{ip} \pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big)$$

$$H_{p0} = -\sum_{i=1}^{n} x_{i0} w_j(u_i,v_i) x_{ip} \pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big)$$

$$H_{pp} = -\sum_{i=1}^{n} x_{ip} w_j(u_i,v_i) x_{ip} \pi(x_i)\big(1-\pi(x_i)\big)$$

Untuk setiap iterasi ke-r berlaku

$$h_{jj}^{(r)} = \frac{\partial^2 l^*\big(\beta(u_i,v_i)\big)}{\partial \beta_m^2(u_i,v_i)}$$

$$= -\sum_{i=1}^{n} x_{i0} w_j(u_i,v_i) x_{ip} \pi(x_i)^{(r)}\big(1-\pi(x_i)^{(r)}\big)$$

Sehingga dalam bentuk matriks menjadi

$$\boldsymbol{H} = \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i \boldsymbol{V}_i^{(r)} \boldsymbol{X} \tag{4.13}$$

Untuk mencari nilai iterasi $\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(1)}(u_i, v_i)$ maka terlebih dahulu ditentukan nilai estimasi awal dari nilai estimasi parameter regresi logistik yaitu

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0{}^{(0)} \\ \hat{\beta}_1{}^{(0)} \\ \vdots \\ \hat{\beta}_p{}^{(0)} \end{bmatrix} \tag{4.14}$$

Sehingga apabila persamaan (4.9), (4.13), dan (4.14) disubstitusikan ke dalam persamaan (2.30) diperoleh hasil sebagai berikut

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(1)}(u_i, v_i) = \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)} + \left(\boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i \boldsymbol{v}_i^{(0)} \boldsymbol{X}\right)^{-\mathbf{1}} \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i (\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(\mathbf{0})}) \tag{4.15}$$

Selanjutnya dapat ditentukan nilai iterasi secara umum untuk estimasi parameter $\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)}(u_i, v_i)$ yaitu

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)}(u_i, v_i) = \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)}(u_i, v_i) + \left(\boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i \boldsymbol{v}_i^{(r)} \boldsymbol{X}\right)^{-\mathbf{1}} \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i (\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(r)}) \tag{4.16}$$

dengan,

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{2n} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}, \boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(r)} = \begin{bmatrix} \pi(x_1)^{(r)} \\ \pi(x_2)^{(r)} \\ \vdots \\ \pi(x_n)^{(r)} \end{bmatrix}, \text{dimana } \pi(x_i)^{(r)} = \frac{exp(\beta_0^{(r)} + \beta_1^{(r)} x_{i1} + \cdots + \beta_p^{(r)} x_{np})}{1 + exp(\beta_0^{(r)} + \beta_1^{(r)} x_{i1} + \cdots + \beta_p^{(r)} x_{np})} \tag{4.17}$$

dan $\boldsymbol{v}_i^{(r)}$ merupakan matriks diagonal berukuran $n \times n$ dengan elemen-elemennya merupakan nilai dari $\pi(x_i)^{(r)}\left(1 - \pi(x_i)^{(r)}\right)$ yaitu

$$\boldsymbol{V}_i^{(r)} = \begin{bmatrix} \pi(x_1)^{(r)}\left(1 - \pi(x_1)^{(r)}\right) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \pi(x_2)^{(r)}\left(1 - \pi(x_2)^{(r)}\right) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \pi(x_n)^{(r)}\left(1 - \pi(x_n)^{(r)}\right) \end{bmatrix} \tag{4.18}$$

Selanjutnya dilakukan iterasi untuk setiap titik regresi ke-i, maka penduga parameter lokal akan didapatkan. Proses iterasi akan terhenti ketika nilai taksiran yang diperoleh sudah konvergen yaitu

$$\left\| \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)}(u_i, v_i) - \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)}(u_i, v_i) \right\| < \varepsilon$$

dengan ε merupakan bilangan positif yang sangat kecil.

4.2 Pemodelan Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur menggunakan GWBLR

4.2.1 Deskripsi Data

Pada penelitian ini model GWBLR diterapkan pada kasus tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015. Kemiskinan merupakan salah satu masalah yang hingga saat ini masih dihadapi Indonesia khususnya provinsi Jawa Timur. Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini adalah persentase penduduk miskin Jawa Timur sebagai variabel respon (Y) yang dikategorikan menjadi dua kategori yaitu kabupaten tidak miskin (0) dan kabupaten miskin (1), dengan lima variabel prediktor yaitu persentase angka harapan hidup(X_1), persentase angka melek huruf (X_2), persentase rata-rata lama sekolah (X_3), persentase rumah penduduk dengan tanah tanah (X_4), persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja (X_5).

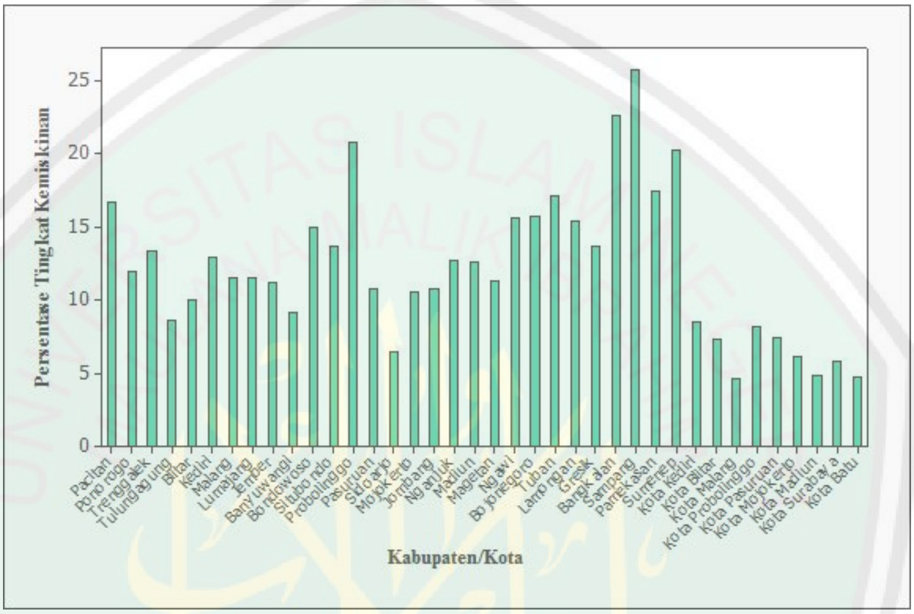
Sebelum melakukan analisis model spasial pada data tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015, terlebih dahulu dilakukan analisis statistika deskriptif terhadap data dengan tujuan untuk melihat gambaran umum mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015. Statistika deskriptif dapat dilihat dari ukuran pemusatan dan penyebaran data yang dapat diperoleh dari program SPSS 23 dengan hasil yang disajikan dalam tabel 4.1.

Tabel 4.1 *Descriptive Statistic*

	Minimum	*Maximum*	*Mean*	*Std. Deviation*	*Variance*
Y	4,60	25,69	12,1653	5,03418	25,343
$X1$	78,03	98,86	92,4926	5,27202	27,794
$X2$	65,73	73,85	70,9568	2,07998	4,326
$X3$	3,65	11,0	7,4103	1,72601	2,979
$X4$	0,30	46,68	10,8813	11,98112	143,547
$X5$	0,33	7,04	2,6315	1,60727	2,583

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat kemiskinan di Jawa Timur pada tahun 2015 adalah sebesar 12,1653% dimana persentase tingkat kemiskinan tertinggi yaitu di Kabupaten Sampang sebesar 25,69% dan persentase tingkat kemiskinan terendah yaitu di Kota Malang sebesar 4,60%. Tingginya persentase kemiskinan tersebut dapat disebabkan oleh beberapa faktor. Faktor pertama yang kemungkinan berpengaruh adalah angka harapan hidup . Berdasarkan Tabel 4.1 faktor angka harapan hidup memiliki *mean* sebesar 70,95% sehingga angka harapan hidup di Jawa Timur sudah tergolong besar dengan *varians* 4,326%. Pada faktor pendidikan persentase rata-rata lama sekolah yaitu sebesar 7,41% dengan *varians* sebesar 2,97% dan persentase angka melek huruf memiliki *mean* sebesar 92,49% dan *varians* sebesar 27,79%. Pada faktor luas lantai dengan alas tanah memiliki rata-rata sebesar 10,88% sehingga dapat dikatakan penduduk yang memiliki luas lantai dengan alas tanah di Jawa Timur tergolong sedikit. Pada faktor penduduk dengan usia 15 tahun ke atas yang bekerja memiliki *mean* sebesar 2,63% dengan *varians* sebesar 2,58%.

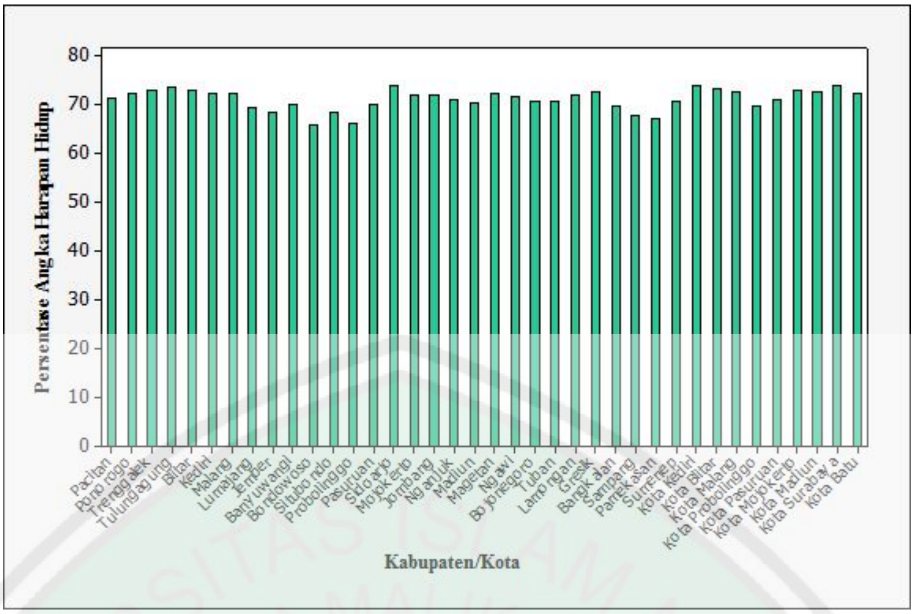
Setelah diperoleh *mean* dan *varians*, selanjutnya dapat dilihat grafik pola sebaran data. Grafik ini bertujuan untuk melihat lebih detail variabel yang digunakan dalam penelitian untuk setiap Kabupaten/Kota yang berada di Provinsi Jawa Timut. Adapun grafik pola sebaran data untuk variabel prediktor kemiskinan di Jawa Timur disajikan dalam gambar 4.1.



Gambar 4.1 Grafik Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015

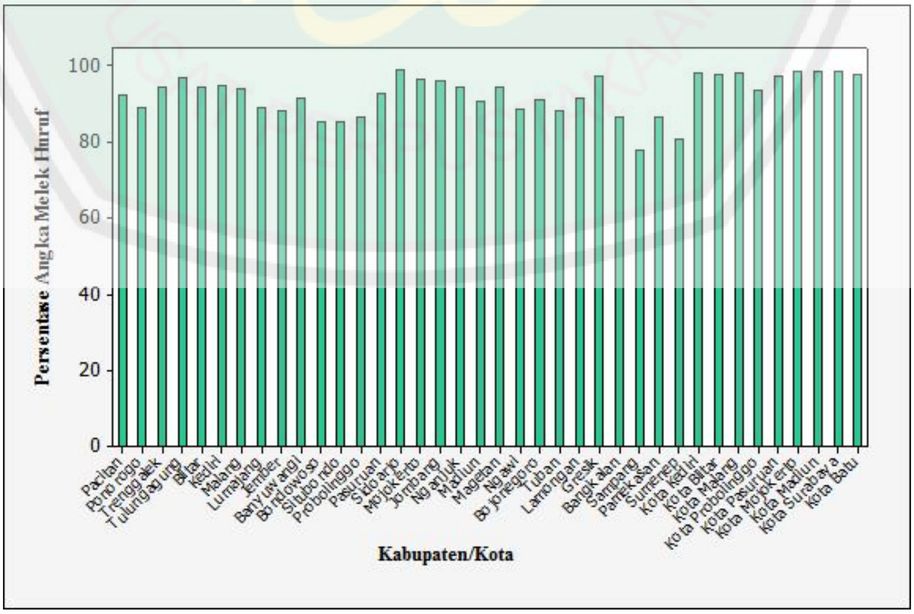
Dari Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa persentase kemiskinan di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur pada tahun 2015 memiliki nilai yang berbeda-beda. Angka kemiskinan tertinggi berada di Kabupaten Sampang dengan persentase kemiskinan sebesar 25,69%. Persentase kemiskinan paling rendah berada di Kota Malang dengan persentase kemiskinan sebesar 4,06%.

Tingkat kemiskinan yang berbeda antara wilayah yang satu dengan wilayah yang lainnya tentunya dipengaruhi oleh beberapa faktor. Faktor pertama yang mempengaruhi tingkat kemiskinan adalah variabel angka harapan hidup. Grafik angka harapan hidup disajikan dalam gambar 4.2.



Gambar 4.2 Grafik Angka Harapan Hidup di Jawa Timur tahun 2015

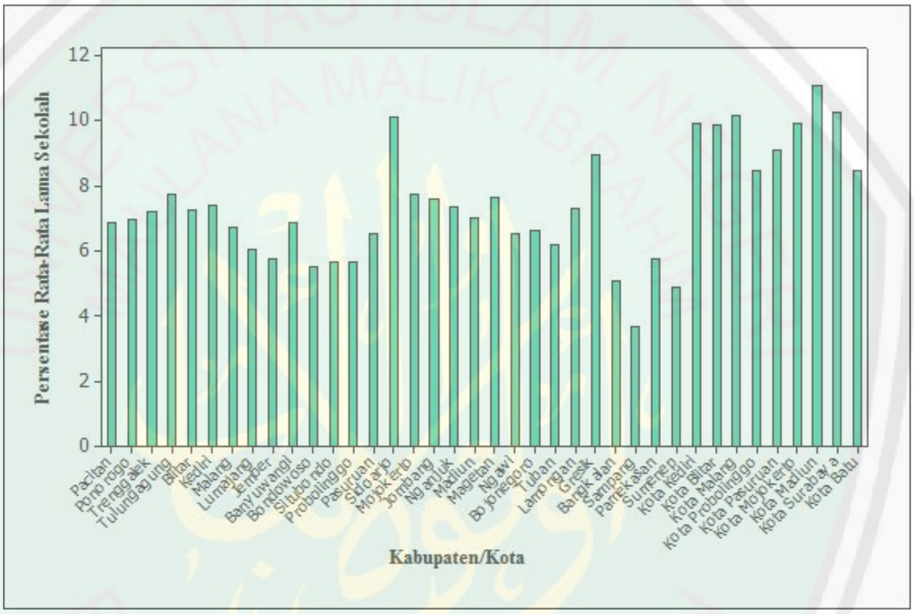
Berdasarkan Gambar 4.2 dapat diketahui bahwa Angka Harapan Hidup di Jawa Timur sudah cukup tinggi. Angka harapan hidup paling tinggi berada di wilayah Kota Surabaya dengan persentase sebesar 73,85% dan angka harapan hidup terendah yaitu berada di wilayah Kabupaten Bondowoso dengan persentase sebesar 65,73%. . Faktor kedua yang mempengaruhi tingkat kemiskinan adalah variabel angka melek huruf yang disajikan dalam gambar 4.3.



Gambar 4. 3 Grafik Angka Melek Huruf di Jawa Timur tahun 2015

Dari gambar 4.3 dapat diketahui bahwa angka melek huruf di Jawa Timur sudah tinggi, artinya pendidikan yang berada di wilayah Jawa Timur sudah tergolong baik. Angka melek huruf tertinggi berada di wilayah Kabupaten Sidoarjo dengan persentase sebesar 98,86% dan angka melek huruf terendah yaitu berada di wilayah Kabupaten Sampang dengan persentase sebesar 78,03%.

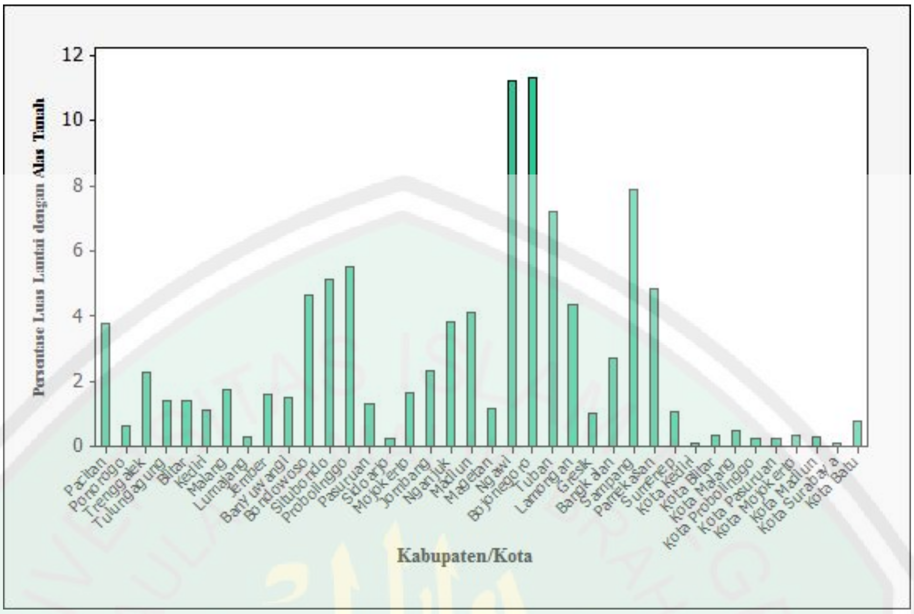
Faktor ketiga yang mempengaruhi kemiskinan adalah variabel rata-rata lama sekolah yang disajikan dalam gambar 4.4.



Gambar 4. 4 Grafik Rata-rata Lama Sekolah di Jawa Timur tahun 2015

Gambar 4.4 menunjukkan grafik pola sebaran data rata-rata lama sekolah di Jawa Timur pda tahun 2015 dimana rata-rata lama sekolah paling tinggi mencapai 11,08% yang berada di wilayah Kota Madiun dan paling rendah di wilayah Kabupaten Sampang yaitu mencapai 3,65%. Rata-rata lama sekolah merupakan salah satu faktor dalam bidang pendidikan. Pendidikan memiliki peranan penting dalam membentuk dan mengembangkan sebuah Negara agar tercipta sebuah pertumbuhan dan pembangunan yang berkelanjutan.

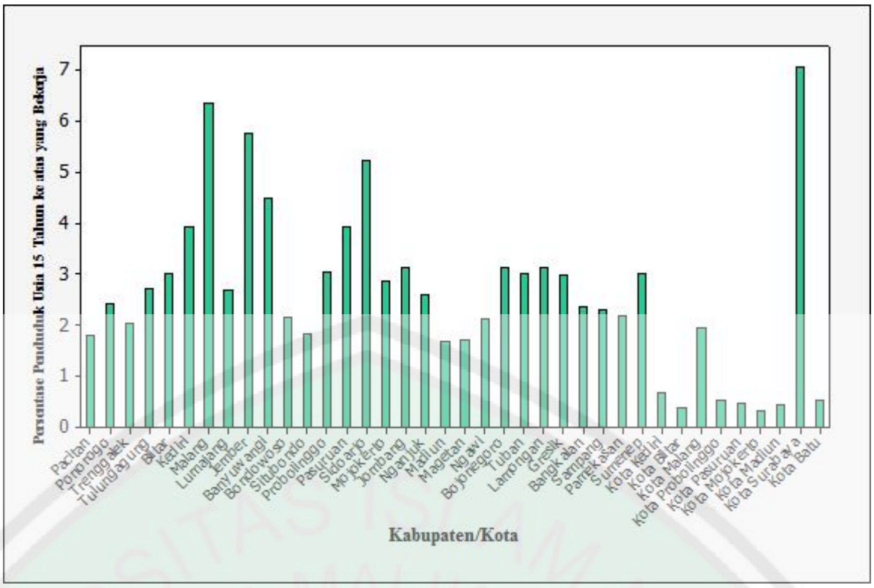
Faktor keempat yang mempengaruhi tingkat kemiskinan adalah variabel rumah penduduk dengan lantai yang disajikan dalam gambar 4.5.



Gambar 4. 5 Grafik Rumah Penduduk dengan Alas Tanah di Jawa Timur tahun 2015

Gambar 4.5 menunjukkan grafik pola sebaran data persentase rumah penduduk dengan alas lantai tanah di Jawa Timur tahun 2015. Dari gambar 4.5 dapat dilihat bahwa persentase rumah penduduk dengan alas lantai tanah yang paling tinggi berada di Kabupaten Bojonegoro sebesar 46,68%. Adapun tingkat rumah penduduk dengan alas lantai tanah yang paling rendah berada di Kota Kediri dan Kota Surabaya dengan persentase sebesar 0,0542% dan 0,30%. Semakin banyak rumah penduduk yang alasnya masih berupa tanah, semakin tinggi pula tingkat kemiskinan berdasarkan kelayakan tempat tinggal.

Faktor kelima yang mempengaruhi tingkat kemiskinan yaitu variabel penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja yang disajikan dalam gambar 4.6



Gambar 4.6 Grafik Penduduk Usia 15 tahun ke atas yang Bekerja di Jawa Timur tahun 2015

Semakin banyak penduduk yang bekerja maka perekonomian penduduk dalam suatu wilayah akan terpenuhi sehingga angka kemiskinan akan rendah begitu pun sebaliknya. Pada Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa persentase penduduk yang bekerja paling tinggi berada di wilayah Kota Surabaya yang mencapai 7,04% dan yang paling rendah berada di wilayah Kota Mojokerto.

4.2.2 Model Regresi Logistik Biner

Model regresi logistik biner dapat digunakan untuk melihat antara status kemiskinan di setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan. Sebelum dibentuk model regresi logistic biner maka terlebih dahulu dilakukan pengujian multikolinieritas pada data. Untuk mengetahui adanya multikolinieritas antar variabel prediktor menggunakan Nilai *Variance Inflation Factors* (VIF). Merujuk pada persamaan (2.13) nilai VIF untuk X_1 adalah:

$$VIF = \frac{1}{0,375} = 2,663$$

Nilai VIF yang lebih dari 10 menunjukkan adanya multikolinieritas antar variabel prediktor . Nilai VIF dapat dilihat pada tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Nilai VIF variabel prediktor data Kemiskinan di Jawa Timur

Variabel	Nilai VIF
X_1	2,663
X_2	7,173
X_3	6,644
X_4	1,498
X_5	1,133

Tabel 4.2 menunjukkan antar variabel prediktor tidak saling berkorelasi, sehingga semua variabel prediktor yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Jawa Timur dapat digunakan dalam pembentukan model regresi logistik. Pengujian parameter model regresi logistik biner dilakukan secara serentak (bersama) dan parsial (individu). Pengujian secara serentak dilakukan dengan menggunakan uji nisbah kemungkinan (*likelihood ratio tes*) dengan hipotesis sebagai berikut

$H_0: \beta_m = 0; m = 0, 1,2, \dots ,5$ (tidak terdapat variabel X yang berpengaruh terhadap variabel Y)

$H_1: \beta_m \neq 0; m = 1,2, \dots ,5$ (paling sedikit ada satu variabel X yang berpengaruh terhadap variabel Y)

Tabel 4.3 Nilai *likelihood Ratio Test*

	Df	*Chi-Square*	P-*value*
Model	5	35,983	0,000

Berdasarkan uji *likelihood ratio test* nilai P-*value* model sebesar 0,000. Dengan menggunakan taraf signifikansi 10% maka nilai P-*Value* $< \alpha = 0,1$ dan didapatkan nilai G sebesar 35,983 dengan nilai $\chi^2_{0.1,5} = 9{,}326$. Sehingga $G > \chi^2_{0.1,5}$, sehingga tolak H_0. Jadi dapat disimpulkan bahwa variabel prediktor yang digunakan secara bersama-sama (serentak) berpengaruh signifikan terhadap kemiskinan, atau minimal ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap kemiskinan.

Penentuan model regresi logistik biner diawali dengan menentukan nilai $\hat{\beta}_0$ awal dengan menggunakan metode OLS yang terdapat pada persamaan (2.28). Dengan nilai X berdasarkan data pada Lampiran 3 dan nilai Y berdasarkan data pada Lampiran 1.

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 1 & 71{,}05 & \cdots & 1{,}80 \\ 1 & 72{,}08 & \cdots & 2{,}41 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 72{,}16 & \cdots & 0{,}52 \end{bmatrix}, \boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

dimana $\boldsymbol{X}$ adalah matriks berukuran 38×6, dan $\boldsymbol{Y}$ matriks berukuran 38×1. Sehingga diperoleh

$$\boldsymbol{\beta_{ols}} = (\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{Y}$$

$$= \begin{bmatrix} 0{,}1753 \\ 0{,}0578 \\ -0{,}0383 \\ -0{,}0556 \\ 0{,}0172 \\ 0{,}0025 \end{bmatrix}$$

Kemudian melalui proses iterasi *newton raphson* yang merujuk pada persamaan (2.8) maka diperoleh estimasi untuk $\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(1)}$ yaitu

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(1)} = \boldsymbol{\beta_{ols}} + \left(\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{V}^{(0)}\boldsymbol{X}\right)^{-1}\boldsymbol{X}^T(\boldsymbol{Y} - (\boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(0)})$$

merujuk persamaan (2.9) maka diperoleh,

$$\pi(x_1)^{(0)} = \frac{\exp(0{,}62497370)}{1 + \exp(0{,}62497370)}$$

$$= 0{,}6513$$

$$\boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(0)} = \begin{bmatrix} 0,6513 \\ 0,6439 \\ \vdots \\ 0,5468 \end{bmatrix}$$ merupakan matriks berukuran 38×1

dan merujuk pada persamaan (2.10) maka diperoleh

$$\pi(x_1)^{(0)}\left(1 - \pi(x_1)^{(0)}\right) = 0,6513(1 - 0,6513) = 0,2270$$

$$\boldsymbol{V}^{(0)} = \begin{bmatrix} 0,2270 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0,2292 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0,2478 \end{bmatrix}$$ adalah matriks diagonal berukuran 38×38.

Sehingga diperoleh

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(1)} = \begin{bmatrix} -1,298 \\ 0,231 \\ -0,153 \\ -0,223 \\ 0,069 \\ -0,10 \end{bmatrix}$$

Nilai estimasi parameter koefisien model konvergen pada iterasi ke-9 (Lampiran 4) yaitu

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(9)} = \begin{bmatrix} -38.355 \\ 1.539 \\ -0,886 \\ 0,843 \\ 0,572 \\ 0.2709 \end{bmatrix}$$

Hasil output *software R* diperoleh hasil estimasi parameter model regresi logistik biner yang disajikan pada tabel 4.4

Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model Regresi Logistik Biner

Parameter	**Estimate**	**Wald**	$P - Value$	**Signifikansi**
β_0	$-38,355$	0,950	0.330	Tidak
β_1	1,539	3,872	0,049	Ya
β_2	$-0,886$	3,227	0,072	Ya
β_3	0,843	0,553	0,457	Tidak
β_4	0,572	4,324	0,038	Ya
β_5	0,270	0,479	0,489	Tidak

Berdasarkan Tabel 4.4 diperoleh nilai uji wald yang akan digunakan untuk pengujian secara parsial yang akan dibandingkan dengan nilai $Z_{0,05} = 1,64$ dengan taraf signifikansi 10%. Sehingga dari lima variabel prediktor yang signifikan atau memiliki nilai uji wald $> 1,64$ adalah persentase angka harapan hidup (X_1), persentase angka melek huruf penduduk (X_2) dan persentase rumah penduduk dengan alas lantai (X_4). Kemudian dilakukan pengujian kembali untuk mendapatkan model regresi logistik biner. Sehingga diperoleh hasil estimasi yang disajikan pada tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Estimasi Parameter Regresi Logistik Biner

Parameter	Estimate	Wald	$P-Value$	Signifikansi
β_0	41,3894	0,950	0.3296	Tidak
β_1	1,3561	3,872	0,0491	Ya
β_2	$-0,6294$	3,227	0,0724	Ya
β_4	0,4536	4,324	0,0376	Ya

Sehingga model regresi logistik yang dihasilkan adalah

$$\pi(x) = \frac{\exp(1,3561X_1 - 0,6291X_2 + 0,4536X_4)}{1 + \exp(1,3561X_1 - 0,6291X_2 + 0,4536X_4)}$$

atau

$$g(x) = \exp(1,3561X_1 - 0,6291X_2 + 0,4536X_4)$$

Berdasarkan model regresi logistik yang terbentuk dapat diinterpretasikan bahwa setiap kenaikan persentase angka harapan hidup (X_1) sebesar satu persen, maka akan meningkatkan rata-rata kemiskinan di Jawa Timur sebesar $\exp(1,3561)$ =3,881≈ 4 kasus. Hal ini tidak sesuai dengan teori. Seharusnya semakin tinggi angka perentase angka harapan hidup maka kemiskinan akan semakin berkurang. Selanjutnya untuk setiap kenaikan persentase angka melek huruf (X_2) sebesar satu persen, maka akan menurunkan rata-rata kemiskinan di

Jawa Timur sebesar $\exp(0{,}6291)$ =1,8757$\approx$ 2 kasus. Untuk setiap kenaikan persentase rumah penduduk dengan lantai tanah (X_4) sebesar satu persen, maka akan menaikkan rata-rata kemiskinan di Jawa Timur sebesar $\exp(0{,}4536)$ =1,573 $\approx$ 2 kasus.

4.2.3 Uji Spasial

Uji spasial dilakukan untuk mengetahui adanya heterogenitas spasial dan dependensi spasial. Perbedaan karakteristik lingkungan dan geografis antar wilayah menyebabkan adanya heterogenitas spasial. Hal tersebut akan menyebabkan masing-masing wilayah pengamatan memiliki perbedaan pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon untuk setiap titik pengamatan. Untuk mengetahui apakah data mengadung heterogenitas spasial maka dilakukan uji spasial menggunakan uji *Breush Pagan.* Berdasarkan hasil pengujian heterogenitas spasial pada data diperoleh nilai statistik uji *Breushch-Pagan* sebesar 14,84 dengan p-*value* sebesar 0,02154. Dengan jumlah parameter dalam penelitian yaitu 6 dan digunakan $\alpha = 10\%$ maka diperoleh $\chi^2_{6,10\%} = 12{,}59$. Sehingga berdasarkan kedua kriteria yaitu $BP > \chi^2_{6,10\%} = 12{,}59$ dan $p-value < \alpha$ diperoleh kesimpulan bahwa terdapat pengaruh yang berbeda di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur antara variabel respon tingkat kemiskinan dengan variabel prediktor atau faktor-faktor yang mempengaruhinya kemiskinan.

Berdasarkan hasil pengujian dependensi spasial diperoleh nilai statistik uji *Moran's I* dengan p-*value* sebesar 0.4733269. Sehingga dengan taraf nyata sebesar $\alpha = 10\%$ didapat kesimpulan bahwa tidak ada dependensi spasial maka pengamatan suatu lokasi tidak bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan. Yang artinya pengamatan pada Kota Surabaya tidak bergantung pada pengamatan di Kota Malang dan pada kota lain yang berdekatan. Berdasarkan kesimpulan dari hasil dependensi spasial yang menyatakan pengamatan suatu lokasi tidak bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan maka dapat dilanjutkan pemodelan dengan menggunakan metode GWBLR.

4.2.4 *Bandwidth* optimum

Tahap dalam pemodelan tingkat kemiskina di Jawa Timur dengan pembobot *Adaptive Gaussian Kernal* adalah penentuan matriks pembobotan yang di awali dengan menentukan *bandwidth* (*h*) optimum untuk keseluruhan kabupaten/kota di Jawa Timur berdasarkan metode *Akaike Information Criterion* (AIC) *minimization*. Teknik ini dilakukan secara iterasi dengan mengevaluasi nilai AIC pada interval jarak minimum dan jarak maksimum. Nilai bandwidth optimum dengan menggunakan *adaptive Gaussian kernel* menghasilkan nilai *bandwidth* optimum yang berbeda di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur. Hal inilah yang membedakan antara pembobot *adaptive* dan *fixed*. Dimana pada pembobot *fixed kernel* menghasilkan *bandwidth* yang sama di seluruh kabupaten/kota. Dengan menggunakan *software R*, diperoleh nilai *bandwidth* optimum untuk setiap kabupaten/kota yang ditunjukkan pada tabel 4.6.

Tabel 4.6 Bandwidth Optimum untuk Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

No	Kabupaten/Kota	Bandwidth (Kilometer)
1	Pacitan	196,59
2	Ponorogo	134,74
3	Trenggalek	161,67
4	Tulungagung	150,09
5	Blitar	123,11

Tabel 4.6 (Lanjutan)

6	Kediri	93,11
7	Malang	116,44
8	Lumajang	147,92
9	Jember	168,17
10	Banyuwangi	477,18
11	Bondowoso	176,68
12	Situbondo	14,28
13	Probolinggo	117,48
14	Pasuruan	114,03
15	Sidoarjo	117,07
16	Mojokerto	108,33
17	Jombang	101,97
18	Nganjuk	109,36
19	Madiun	138,04
20	Magetan	146,07
21	Ngawi	123,90
22	Bojonegoro	123,11
23	Tuban	153,39
24	Lamongan	109,66
25	Gresik	121,11
26	Bangkalan	123,90
27	Sampang	155,77
28	Pamekasan	172,43
29	Sumenep	196,21
30	Kota Kediri	90,07
31	Kota Blitar	119,95
32	Kota Malang	116,53
33	Kota Probolinggo	143,49
34	Kota Pasuruan	111,68
35	Kota Mojokerto	105,34
36	Kota Madiun	133,80
37	Kota Surabaya	119,67
38	Kota Batu	111,53

4.2.5 Pembobot Adaptive Gaussian Kernel

Sebelum pembobot ditentukan harus dihitung dahulu d_{ij} yang merupakan jarak lokasi (u_i, v_i)dengan lokasi (u_j, v_j) menggunakan jarak. Jarak *Euclidean* masing-masing kabupaten/kota dapat dilihat pada Lampiran 5. Besarnya nilai pembobot yang digunakan bergantung pada jarak antar wilayah pengamatan. Dalam penentuan matriks pembobot menggunakan *bandwidth* yang berbeda di seluruh kabupaten/kota. Kabupaten Pacitan ($i = 1$) memiliki *bandwidth* optimum (h) sebesar 196,59 kilometer dan d_{11} sebesar 0 dengan merujuk pada persamaan (2.18) memiliki nilai pembobot sebagai berikut:

$$w_1(u_1, v_1) = \exp\left(-\frac{0}{196{,}59}\right)^2$$

$$w_1(u_1, v_1) = \exp(-0)^2$$

$$w_1(u_1, v_1) = 1$$

Matriks pembobot masing-masing kabupaten atau kota di Jawa Timur dapat dilihat pada lampiran 6. Sehingga pembobot Pacitan dalam matriks diagonal yaitu

$$\boldsymbol{W}_1 = \begin{bmatrix} 1.00 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0.55 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0.14 \end{bmatrix}$$

4.2.6 Pembentukan Model Geographically Weighted Binary Logistic Regression (GWBLR)

Pendugaan parameter model GWBLR diperoleh dengan memasukkan pembobot spasial menggunakan iterasi *Newton-raphson* di setiap kabupaten/kota sehingga didapatkan nilai pendugaan parameter di setiap lokasi pengamatan (u_i, v_i). Hasil pendugaan parameter model GWBLR di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur dapat dilihat pada Lampiran 7. Misalnya diambil contoh nilai estimasi parameter di Kabupaten Pacitan. Estimasi parameter model GWBLR merujuk pada persamaan (4.15) yaitu

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(1)}(u_1, v_1) = \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)} + \left(\boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W_1} \boldsymbol{V}^{(\mathbf{0})}(u_1, v_1)\boldsymbol{X}\right)^{-\mathbf{1}} \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W_1}(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(\mathbf{0})})$$

dengan nilai awal dari *newton raphson* merupakan koefisien pendugaan parameter regresi logistik, dengan nilai awal dari regresi logistik yaitu

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(\mathbf{0})} = \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(9)} = \begin{bmatrix} -38.355 \\ 1.539 \\ -0{,}886 \\ 0{,}843 \\ 0{,}572 \\ 0.270 \end{bmatrix} \text{dan}$$

$$\boldsymbol{W}_1 = \begin{bmatrix} 1.00 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0.55 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0.14 \end{bmatrix}.$$

Nilai $\boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(\mathbf{0})}$ merujuk persamaan (4.16) dengan,

$$x_1 = [1 \quad 71{,}05 \quad 92{,}57 \quad 6{,}88 \quad 15{,}49 \quad 1{,}805881]$$

Sehingga diperoleh

$$\pi(x_1)^{(0)} = \frac{\exp(4{,}1219)}{1 + \exp(4{,}1219)}$$

$$= 0{,}9840$$

$$\boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(\mathbf{0})} = \begin{bmatrix} 0{,}9840 \\ 0{,}8376 \\ \vdots \\ 0{,}007 \end{bmatrix}$$ merupakan matriks berukuran 38×1.

Dan merujuk pada persamaan (4.17) diperoleh

$$\pi(x_1)^{(0)}\left(1 - \pi(x_1)^{(0)}\right) = 0{,}98404(1 - 0{,}98404)$$

$$= 0{,}0156$$

$$\boldsymbol{V}^{(\mathbf{0})}(u_1, v_1) = \begin{bmatrix} 0{,}0156 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0{,}1360 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0{,}007 \end{bmatrix}$$ adalah matriks diagonal berukuran 38×38.

Sehingga diperoleh

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(1)}(u_1, v_1) = \begin{bmatrix} -38{,}337 \\ 2{,}058 \\ -1{,}403 \\ 1{,}903 \\ 0{,}755 \\ 0{,}996 \end{bmatrix}$$

Nilai estimasi parameter model GWBLR Kabupaten Pacitan konvergen pada iterasi ke-11 (lampiran 12) yaitu

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(11)}(u_1, v_1) = \begin{bmatrix} -38{,}044 \\ 6{,}205 \\ -4{,}549 \\ -5{,}756 \\ 3{,}539 \\ 12{,}432 \end{bmatrix}$$

Hasil output *software* R diperoleh hasil estimasi parameter model GWBLR untuk Kabupaten Pacitan sebagai berikut

Tabel 4. 7 Nilai Estimasi Parameter GWBLR di Kabupaten Pacitan

Parameter	**Estimate**	**Wald**	**Signifikansi**
β_0	$-38{,}044$	0,91	Tidak
β_1	6,205	1,94	Ya
β_2	$-4{,}549$	1,81	Ya
β_3	$-5{,}756$	0,835	Tidak
β_4	3,539	2,00	Ya
β_5	12,432	0,659	Tidak

Variabel prediktor yang signifikan atau memiliki nilai uji wald > 1,64 adalah persentase angka harapan hidup (X_1), persentase angka melek huruf (X_2) dan persentase rumah penduduk dengan alas lantai tanah (X_4). Dari nilai estimasi paremeter GWBLR maka dapat dibentuk model GWBLR di Kabupaten Pacitan yaitu sebagai berikut

$$\pi(x_1) = \frac{\exp(6{,}205X_{11} - 4{,}549\, X_{12} + 3{,}539X_{14})}{1 + \exp(6{,}205X_{11} - 4{,}549\, X_{12} + 3{,}539X_{14})}$$

atau

$$g(x_1) = \exp(6{,}205X_{11} - 4{,}549\ X_{12} + 3{,}539X_{14})$$

Model GWBLR pada data kemiskinan di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur dapat dilihat pada Lampiran 10.

4.2.7 Pengujian Parameter *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR)

Berdasarkan hasil perhitungan didapatkan nilai devians model GWBLR sebesar 27,427. Dengan taraf nyata 10% didapatkan $_{(0.1,5)}^{2}$ sebesar 9,236. Sehingga diperoleh $D >\ _{(0.1,5)}^{2}$ yang artinya minimal ada satu variabel yang berpengaruh signifikan, sehingga dilanjutkan dengan pengujian secara parsial. Pengujian parsial hasil estimasi parameter untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh signifikan di setiap kabupaten/kota. Koefisien dan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan berbeda-beda setiap kabupaten/kota di Jawa Timur. Signifikansi pengujian parameter model menggunakan uji *wald* dengan taraf nyata 10% dan derajat bebas 1 ($_{(0.1,1)}$) mempunyai nilai 2,706. Nilai statistik uji *Wald* pada masing-masing kabupaten/kota dapat dilihat pada Lampiran 8.

Setelah dilakukan pengujian parameter GWBLR maka dilakukan uji kebaikan model. Kriteria kebaikan model dapat dilihat dengan membandingkan nilai AIC dari kedua model tersebut. Pemilihan model terbaik yaitu model yang memiliki nilai AIC terkecil.

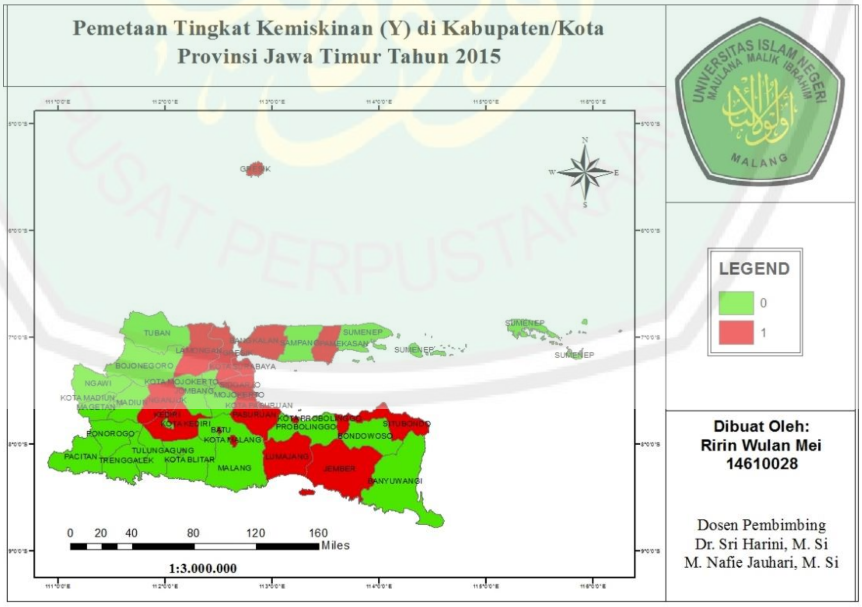
Tabel 4. 8 Perbandingan Kebaikan Model

Model	Devians	AIC
Model Regresi Logistik Biner	52,679	28,698
Model GWBLR	27,427	8,739

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa model GWBLR dengan menggunakan pembobot adaptif Gaussian lebih baik digunakan dari pada model regresi logistik biner untuk menganalisis kemiskinan di Provinsi Jawa Timur karena mempunyai nilai AIC lebih kecil. Berdasarkan ketepatan klasifikasi dan nilai AIC maka model GWBLR lebih baik digunakan untuk memodelkan tingkat kemiskinan di Provinsi Jawa Timur.

4.2.8 Pemetaan Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur

Pemetaan secara global untuk tingkat kemiskinan di Jawa Timur dilakukan berdasarkan data kemiskinan sebelum diberikan pembobot yang disajikan dalam gambar 4.7



Gambar 4. 7 Pemetaan Kemiskinan di Setiap KabupatenJawa Timur

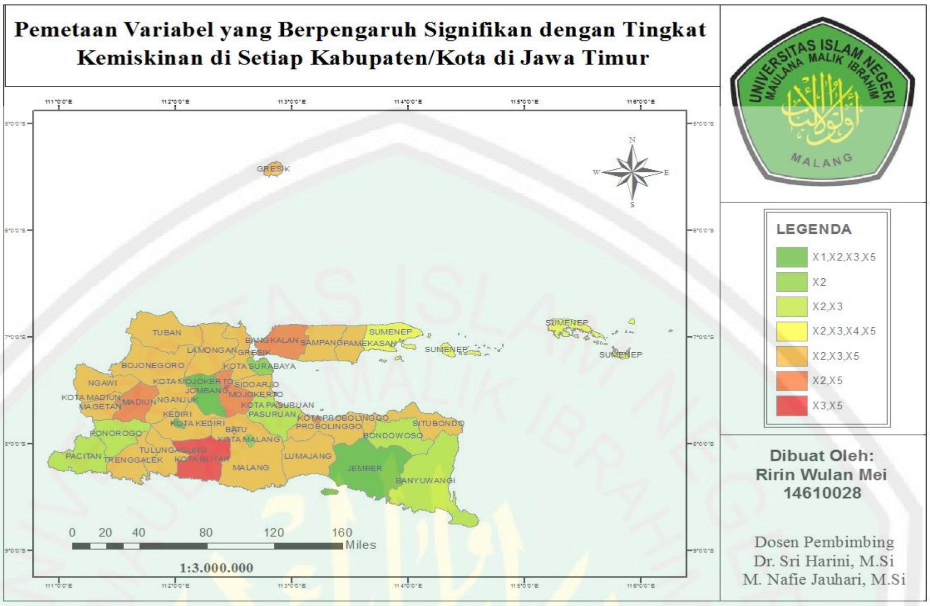
Berdasarkan peta di gambar 4.7 dapat dilihat kabupaten/kota yang cenderung miskin dan yang cenderung tidak miskin. Dominasi kabupaten yang mempunyai persentase kemiskinan diatas 20% berada di wilayah pulau Madura yaitu Bangkalan(22,57%) dan Sampang (25,69). Selain kabupaten-kabupaten tersebut, beberapa kabupaten lain juga perlu perhatian serius karena masih tergolong kabupaten dengan persentase kemiskinan yang cukup tinggi.

Setelah menganalisis peta kemiskinan secara global, selanjutnya akan menganalisis peta lokal berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan setiap kabupaten/kota di Jawa Timur. Sebelumnya akan dikelompokkan terlebih dahulu kabupaten/kota berdasarkan variabel yang signifikan. Berdasarkan Lampiran 9 maka dapat dibuat 7 kelompok kabupaten/kota yang mana kemiskinan yang terjadi dipengaruhi oleh variabel yang sama.

Tabel 4. 9 Pengelompokan Kabupaten/kota Berdasarkan Variabel yang signifikan

No	Kabupaten/Kota	Variabel
1	Kota Malang, Kota Surabaya	X_2
2	Pacitan, Ponorogo, banyuwangi, Bondowoso, Pasuruan	X_2, X_3
3	Mojokerto, Madiun, Bangkalan, Kota Probolinggo, Kota Madiun	X_2, X_5
4	Blitar, Kota Blitar, Kota Mojokerto	X_3, X_5
5	Trenggalek, Tulungagung, Malang, Lumajang, Situbondo, Probolinggo, Sidoarjo, Nganjuk, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Gresik, Sampang, Pamekasan, Kota Kediri, Kota Pasuruan, Kota Batu	X_2, X_3, X_5
6	Kediri, Jember, Jombang	X_1, X_2, X_3, X_5
7	Sumenep	X_2, X_3, X_4, X_5

Pemetaan Persebaran variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kemiskinan setiap kabupaten/kota di Jawa Timur terdapat pada gambar 4.8



Gambar 4. 8 Peta Persebaran Variabel Yang Berpengaruh terhadap Kemiskinan di Jawa Timur

Pada peta lokal dapat dilihat bahwa wilayah yang memiliki warna yang sama artinya tingkat kemiskinan di daerah tersebut dipengaruhi oleh variabel yang sama. Dari peta tersebut dapat dilihat bahwa variabel angka melek huruf, rata-rata lama sekolah dan penduduk usia 15 tahun keatas yang bekerja berpengaruh signifikan hampir di semua kabupaten/kota di Jawa Timur.

4.2.9 Kajian Islam Estimasi dan Kemiskinan

Estimasi atau penaksiran adalah metode yang yang dapat meperkirakan nilai dari suatu populasi. Selain dalam surat As-Saffat ayat 27, penaksiran juga terdapat dalam surat ar-Ruum ayat 4 yang artinya

"Dalam beberapa tahun lagi, bagi Allah-lah urusan sebelum dan sesudah (mereka menang). Dan dihari kemenangan bangsa Romawi itu bergembiralah orang-orang yang beriman"

Dari surat ar-Ruum ayat 4 pengertian lafadz *fii bid'u sinina* (dalam beberapa tahun lagi) adalah mulai dari tiga tahun sampai dengan sembilan atau sepuluh tahun. Kedua pasukan bertemu kembali pada tahun ketujuh sesudah pertempuran yang pertama tadi. Akhirnya dalam pertempuran ini pasukan Romawi berhasil mengalahkan pasukan kerajaan Persia. (Bagi Allah-lah urusan sebelum dan sesudahnya) yakni sebelum bangsa Romawi menang dan sesudahnya. Maksudnya pada permulaannya pasukan Persia dapat mengalahkan pasukan Romawi, kemudian pasukan Romawi menang atas mereka dengan kehendak Allah. (Dan di hari itu) yakni kemenangan bangsa Romawi (bergembiralah orang-orang yang beriman)(Jalaluddin,2005).

Dari kajian ayat tersebut dapat dilihat bahwa pasukan Romawi akan bertemu kembali mulai dari tiga tahun sampai dengan sembilan atau sepuluh tahun. Sehingga penentuan pertemuan tersebut didasarkan pada perkiraan atau penaksiran.

Penelitian GWBLR ini diterapkan pada data kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015. Dalam islam persoalan kemiskinan juga di bahas dalam hadits. Salah satunya yaitu hadits yang diriwayatkan oleh Imam Muslim dari Abu Hurairah bahwa Rasulullah SAW bersabda: *"orang miskin bukanlah mereka yang berkeliling meminta-minta kepada orang banyak, lalu peminta itu diberi sesuap dua suap, atau sebutir dua butir kurma."para sahabat bertanya,"kalau begitu seperti apakah orang miskin itu ?" beliau menjawab: "orang miskin itu sesungguhnya ialah mereka yang tidak memiliki apa-apa untuk menutupi kebutuhannya, namun keadaannya itu tidak diketahui orang supaya orang bersedekah kepadanya, dan tidak pula meminta-minta ke sana ke mari."*

Dalam hadits tersebut terdapat kata "*ialah mereka yang tidak memiliki apa-apa untuk menutupi kebutuhannya*" sehingga sebagai manusia harus berusaha untuk mencukupi segala kebutuhannya dengan bekerja. Allah Swt melalui firman-Nya menegaskan kepada umat manusia untuk tidak bersikap malas, sebaliknya Allah SWT senantiasa memerintahkan hamba-Nya untuk senantiasa bekerja dan berusaha untuk memperoleh rezeki dan anugerah dari-Nya yaitu dalam surat Al-Jumu'ah ayat 10 yang artinya

"Apabila telah ditunaikan sembahyang, maka bertebaranlah kamu dimuka bumi dan carilah karunia Allah dan ingatlah Allah sebanyak-banyaknya supaya kamu beruntung".

Selain itu Rasulullah SAW memberikan peringatan bahwa kemiskinan merupakan perkara yang buruk dan harus dihindari atau diupayakan untuk ditanggulangi. Rasulullah bersabda:

"Kesengsaraan yang paling sengsara ialah miskin di dunia dan disiksa di akhirat".

Anjuran bekerja keras sebagaimana diuraikan di atas merupakan salah satu cara mengatasi kemiskinan yang disebabkan karena malas dan lemah kemauan serta sikap mental yang negatif lainnya. Sikap mental kerja keras ini perlu disuntikkan kepada mereka yang lemah kemauannya agar timbul semangat untuk bekerja mengubah nasibnya.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

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

1. Estimasi parameter model GWBLR dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* didapatkan hasil yaitu

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)}(u_i, v_i) = \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)}(u_i, v_i) + \left(\boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i \boldsymbol{V}^{(r)} \boldsymbol{X}\right)^{-1} \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{W}_i (\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{x})^{(r)})$$

Proses iterasi akan terhenti ketika nilai taksiran yang diperoleh sudah konvergen ke suatu nilai yaitu

$$\left(\widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r+1)}(u_i, v_i) \approx \widehat{\boldsymbol{\beta}}^{(r)}(u_i, v_i)\right)$$

2. Model GWBLR pada data tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2015 berbeda untuk setiap kabupaten/kota. Hal ini dikarenakan estimasi parameter model GWBLR bersifat lokal. Model GWBLR di Kabupaten Pacitan yaitu sebagai berikut

$$g(x_1) = \exp(6{,}205X_{11} - 4{,}549\, X_{12} + 3{,}539X_{14})$$

5.2 Saran

1. Untuk penelitian selanjutnya disarankan menganalisis penentuan faktor yang berpengaruh dengan metode yang tepat.
2. Penelitian dapat dikembangkan pada model GWBLR yang memiliki pengaruh lokal dan global atau yang disebut dengan *Mixed Geographically Weighted Binary Logistik Regression.*

DAFTAR RUJUKAN

Abdussakir. 2006. *Ada Matematika dalam Al-Qur'an.* Malang: UIN-Malang Pres.

Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis*. John Wiley and Sons, Inc. USA.

Aji,C.A.W., Mukid,.M.A, & Yasin, H. 2014. Analisis Faktor – factor yang mempengaruihi Laju Pertumbuhan Penduduk Kota Semarang Tahun 2011 Menggunakan Geographically Weighted Logistic Regression. *Jurnal Gaussian*, 3 (2): 161-171.

Amrullah,A. M. K.1984. *Tafsir Al-Azhar Juz XXI*. Jakarta : Pustaka Panjimas.

Anselin, L. 1998. *Spatial Econometrics Methods and Models*. New York: Kluwer Academic Publishe.

Arsyad, L. 1999. *Ekonomi Pembangunan. Yogyakarta*: bagian Penerbitan sekolah tinggi ilmu ekonomi YKPN.

Atkinson, P. M., S.E. German, D. A. Sear, dan M.J. Clark. 2003. *Exploring The Relations Between Riverbank Erosion and Geomorphological Controls Using Geographically Weighted Logistic Regression*. Ohio: Ohio State University Press.

Azizah, L. N. 2013. *Pengujian Signifikansi Model Geographically Weighted Regressio (GWR) dengan Statistik Uji F dan Uji t.* Skripsi. Malang: UIN Maliki Malang.

BPS. Sistem Informasi Rujukan Statistik (SIRUS) Republik Indonesia. (Online), (http://sirusa.bps.go.id). Diakses pada 30 November 2018. Pukul 19.30 WIB.

BPS. 2010. *Indikator Ekonomi dan Sosial Jatim.* Surabaya: BPS.

BPS. 2016. *Jawa Timur Dalam Angka 2016.* Surabaya: BPS. (Online), (https://jatim.bps.go.id/). Diakses pada 30 Juli 2018. Pukul 14.30 WIB.

Chasco, C., Garcia I., & Vicens J. 2007. *Modelling Spatial Variations in Household Disposable Income with Geographically Weighted Regression, Munich Personal RePEc Archive Paper*. No.9581.

Effendi, T.Noer. 1993. *Sumber Daya Manusia Peluang Kerja dan Kemiskinan*. Yogyakarta: Tiara Wacana Yogyakrta.

Fischer, M. & Getis, A. 2009. *Handbook of Applied Spatial Analysis*. New York: Springer.

Fitriyah, I.I. 2017. Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Negative Binomial Regression (Gwnbr)* Dengan Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel.* Skripsi tidak dipublikasikan. Malang: UIN Maliki Malang.

Fotheringham, A.S., Brundson, C. & Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression*. Chichester: John Wiley and Sons.

Ghozali, I. 2011. *Aplikasi Multivariate dengan Program IBM SPSS, Edisi Ketiga*. Semarang: Universitas Diponegoro.

Hogg, R. V., & Craig, A. T. 1995. *Introduction to Mathematical Statistics (5th ed).* New Jersey: Prentice-Hall International.

Hosmer, D.W. & Lemeshow, S. 2000. *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons, Inc. USA.

Imad ad-Din Abu al-Fida Ismail Ibn Amar Ibn Katsir Ibn Zara' al-Bushra al-Dimasiqy. 2002. *Terjemah Tafsir Ibnu Katsir*. Bandung: Sinar Baru al-Gensindo.

Irwansyah, E. 2013. *Sistem Informasi Geografis: Prinsip Dasar dan Pengembangan Aplikasi.* Yogyakarta:Digibook.

Jalaludin al mahali dan Jalaludin As-suyuti.1997. *Tafsir Jalalain*. Semarang: Toha Putra.

Johnson, R. A. & Wichenr,D. W., 1992. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. New Jersey: Prentice Hall.

Juniardi, L. C., & Salamah, M. 2015. Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Kusta di Jawa Timur pada Tahun 2013 Menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). *Jurnal Sains dan Seni*, 4 (1): 55-60.

Kuncoro, M. 2006, *Ekonomika Pembangunan, Teori, Masalah, dan Kebijakan.* Yogyakarta: UPP AMP YKPN

Kuncoro, S. 2014. Analisis *Pengaruh Pertumbuhan Penduduk, Tingkat Pengangguran dan Pendidikan terhadap Tingkat Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur tahun 2009-2011*. Skripsi. Surakarta: Universitas Muhammadiyah Surakarta.

Leung, Y., Mei, C.L., & Zhang, W.X. 2000. *Statistic Tests for Spatial Non Stasionarity Based on The Geographically Weighted Regression Model. Journal Statistics and Computation*, 32 (2):9-32.

Mc Cullagh & Nelder. 1989. *Generalized Linear Models*. Chapman and Hall. London.

Mertha, W. 2008. *Analisis Hubungan Kondisi Sektor Ekonomi dan Pendidikan terhadap ANgka Kemiskina di JAwa Timur Menggunakan Metode Geographically Weighted Regression*. Skripsi. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.

Nadhori, A.H. 2016. *Estimasi Parameter Model Geographically Weighted Regression (GWR) yang mengandung multikolinieritas dengan Metode Regresi Ridge*. Skripsi. Malang: UIN Maliki Malang.

Nakaya T, F. A. 2005. Geographically Weighted Poisson Regression for Desease Association Mapping. *Statistics in Medicine*, 24(17): 269-2717.

Santoso, S. 2012. *Panduan Lengkap SPSS Versi 20*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo.

Supardi, S. 1995. *Kemiskinan di Perkotaan*. Jakarta: Yayasan Obor Indonesia.

Yousman, Y. 2004. *Sistem Informasi dengan ARCVIEW 3.3 Professional*. Yogyakarta:Ardi Offset.

LAMPIRAN-LAMPIRAN

Lampiran 1. Persentase Tingkat Kemiskinan di Setiap Kabupaten di Jawa Timur Tahun 2015

No	Kab/Kota	Y	Kode	No	Kab/Kota	Y	Kode
1	Pacitan	16,68	1	20	Magetan	11,35	0
2	Ponorogo	11,91	1	21	Ngawi	15,61	1
3	Trenggalek	13,39	1	22	Bojonegoro	15,71	1
4	Tulungagung	8,57	0	23	Tuban	17,08	1
5	Blitar	9,97	0	24	Lamongan	15,38	1
6	Kediri	12,91	1	25	Gresik	13,63	1
7	Malang	11,53	1	26	Bangkalan	22,57	1
8	Lumajang	11,52	0	27	Sampang	25,69	1
9	Jember	11,22	0	28	Pamekasan	17,41	1
10	Banyuwangi	9,17	0	29	Sumenep	20,2	1
11	Bondowoso	14,96	1	30	Kota Kediri	8,51	0
12	Situbondo	13,63	1	31	Kota Blitar	7,29	0
13	Probolinggo	20,82	1	32	Kota Malang	4,6	0
14	Pasuruan	10,72	0	33	Kota Probolinggo	8,17	0
15	Sidoarjo	6,44	0	34	Kota Pasuruan	7,47	0
16	Mojokerto	10,57	0	35	Kota Mojokerto	6,16	0
17	Jombang	10,79	0	36	Kota Madiun	4,89	0
18	Nganjuk	12,69	1	37	Kota Surabaya	5,82	0
19	Madiun	12,54	1	38	Kota Batu	4,71	0

Lampiran 2. Garis Lintang Selatan dan Garis Bujur Timur Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Kab/Kota	U	V
Pacitan	9102,44	506,61
Ponorogo	9199,71	528,7
Trenggalek	9110,15	546,28
Tulungagung	9112,35	559,5
Blitar	9103,41	610,17
Kediri	9174,16	613,65
Malang	9160,79	651,13
Lumajang	9106,24	734,73
Jember	9103,89	761,18
Banyuwangi	9099,18	194,74
Bondowoso	9164,66	775,88
Situbondo	9178,17	731,78
Probolinggo	9162,77	711,53
Pasuruan	9182,76	692,05
Sidoarjo	9196,16	656,76
Mojokerto	9195,1	641
Jombang	9190,72	624,73
Nganjuk	9186,42	558,49
Madiun	9185,34	528,69
Magetan	9183,13	520,97
Ngawi	9199,7	539,74
Bojonegoro	9215,16	558,53
Tuban	9279,2	611,67
Lamongan	9217,22	636,95
Gresik	9216,07	654,62
Bangkalan	9223,79	661,27
Sampang	9213,54	737,47
Pamekasan	9222,32	751,88
Sumenep	9225,5	779,53
Kota Kediri	9171,96	610,34
Kota Blitar	9111,12	620,11
Kota Malang	9161,89	652,24
Kota Probolinggo	9175,94	733,98
Kota Pasuruan	9183,95	669,97
Kota Mojokerto	9195,11	637,99
Kota Madiun	9185,34	533,11
Kota Surabaya	9209,42	659,01
Kota Batu	9171,87	644,55

Lampiran 3. Variabel Prediktor Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

NO	Kab/Kota	X1	X2	X3	X4	X5
1	Pacitan	71,05	92,57	6,88	15,49	1,805881
2	Ponorogo	72,08	89,11	6,96	2,61	2,413142
3	Trenggalek	72,91	94,41	7,18	9,34	2,037338
4	Tulungagung	73,28	96,84	7,72	5,79	2,715164
5	Blitar	72,8	94,49	7,24	5,84	2,999735
6	Kediri	72,14	95,04	7,41	4,63	3,927565
7	Malang	71,98	93,94	6,73	7,22	6,342024
8	Lumajang	69,27	89,22	6,04	1,22	2,675495
9	Jember	68,2	88,42	5,76	6,56	5,767993
10	Banyuwangi	70,03	91,36	6,88	6,25	4,49731
11	Bondowoso	65,73	85,29	5,53	19,13	2,155317
12	Situbondo	68,28	85,29	5,67	21,19	1,816528
13	Probolinggo	66,15	86,55	5,66	22,76	3,02851
14	Pasuruan	69,83	92,65	6,5	5,47	3,938279
15	Sidoarjo	73,63	98,86	10,1	1,01	5,241737
16	Mojokerto	71,96	96,5	7,75	6,83	2,850105
17	Jombang	71,67	96,06	7,59	9,51	3,138491
18	Nganjuk	70,97	94,5	7,33	15,84	2,613268
19	Madiun	70,36	90,82	6,99	16,93	1,689136
20	Magetan	72,01	94,58	7,65	4,77	1,71157
21	Ngawi	71,53	88,74	6,53	46,39	2,136652
22	Bojonegoro	70,51	91,3	6,64	46,68	3,140169
23	Tuban	70,55	88,39	6,2	29,81	3,019154
24	Lamongan	71,67	91,45	7,28	18,07	3,134567
25	Gresik	72,3	97,38	8,93	4,17	2,979428
26	Bangkalan	69,72	86,67	5,08	11,18	2,361045
27	Sampang	67,58	78,03	3,65	32,6	2,310384
28	Pamekasan	66,86	86,67	5,73	19,95	2,196086
29	Sumenep	70,42	80,66	4,89	4,38	2,999245
30	Kota Kediri	73,62	98,37	9,88	0,42	0,67413
31	Kota Blitar	73	97,79	9,87	1,32	0,375108
32	Kota Malang	72,6	98,3	10,13	2,08	1,948231
33	Kota Probolinggo	69,72	93,69	8,46	1,02	0,541895
34	Kota Pasuruan	70,84	97,38	9,07	1,01	0,475315
35	Kota Mojokerto	72,69	98,49	9,92	1,35	0,329444
36	Kota Madiun	72,41	98,64	11,08	1,14	0,444512
37	Kota Surabaya	73,85	98,47	10,24	0,3	7,048718
38	Kota Batu	72,16	97,8	8,44	3,23	0,52133

dimana

X_1 : Persentase Angka Harapan Hidup
X_2 : Persentase Angka Melek Huruf
X_3 : Persentase Rata-rata Lama sekolah
X_4 : Persentase Rumah Penduduk dengan Alas Lantai Tanah
X_5 : Persentase Penduduk Usia 15 Tahun ke atas yang bekerja

Lampiran 4. Program Estimasi Parameter Regresi Logistik Biner

> data<-read.table(file.choose(),sep=",",header=TRUE)
> attach(data)

\# Model Regresi Logistik Biner

> library(MASS)
> logistikbiner=glm(formula=Y~X1+X2+X3+X4+X5,data=data, family=binomial)
> print(summary(logistikbiner))

```
Call:
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5, family = binomial,
    data = data)

Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
-1.27418  -0.26463  -0.01883   0.13090   2.32752

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  38.3551    39.3432  -0.975   0.3296
X1            1.5386     0.7819   1.968   0.0491 *
X2            0.8856     0.4929  -1.797   0.0724 .
X3            0.8427     1.1333   0.744   0.4571
X4            0.5716     0.2749   2.079   0.0376 *
X5            0.2703     0.3904   0.692   0.4888
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 52.679  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 16.696  on 32  degrees of freedom
AIC: 28.696

Number of Fisher Scoring iterations: 9
```

> logistikbiner=glm(formula=Y~X1+X2+X4,data=data,family=binomial)
> print(summary(logistikbiner))

```
Call:
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X4, family = binomial, data = data)

Deviance Residuals:
    Min        1Q    Median        3Q       Max
-1.3977   -0.2915   -0.0324    0.2039    2.3716

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  41.3894    32.9003  -1.258   0.2084
X1            1.3561     0.6943   1.953   0.0508 .
X2            0.6294     0.3225  -1.951   0.0510 .
X4            0.4536     0.1886   2.406   0.0161 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
```

Lampiran 4 (Lanjutan)

```
    Null deviance: 52.679  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 17.570  on 34  degrees of freedom
AIC: 25.57
```

#Uji Wald

> lrtest(logistikbiner)

```
Likelihood ratio test

Model 1: Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5
Model 2: Y ~ 1
  #Df   LogLik Df  Chisq Pr(>Chisq)
1   6  -8.3481
2   1 -26.3396 -5 35.983  9.573e-07 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

> a1=anova(logistikbiner);a1

Analysis of Deviance Table

Model: binomial, link: logit

Response: Y

Terms added sequentially (first to last)


     Df Deviance Resid. Df Resid. Dev
NULL                    37     52.679
X1    1   6.4844        36     46.195
X2    1  15.0246        35     31.170
X3    1   0.1220        34     31.048
X4    1  13.8559        33     17.192
X5    1   0.4961        32     16.696
```

Lampiran 5. Uji Spasial pada Data

#Uji Breush Pagan

```
> library(lmtest)
> hetero=lm(Y~X1+X2+X3+X4+X5,data=DataKemiskinan)
> bptest(hetero)

        studentized Breusch-Pagan test

data:  hetero
BP = 10.212, df = 5, p-value = 0.06944
```

#Uji Morans

```
> library(ape)
> uji=as.matrix(dist(cbind(data$U,data$V)))
> uji.inv=1/uji
> diag(uji.inv)=0
> Moran.I(data$Y,uji.inv)

$`observed`
[1] -0.03731419

$expected
[1] -0.02702703

$sd
[1] 0.05397644

$p.value
[1] 0.8488498
```

Lampiran 6. Program Matriks Pembobot Adaptive Gaussian Kernel

#Bandwidth

```
> bdwt<-gwr.sel(Y~X1+X2+X3+X4+X5,data=data,coords=cbind(data$U,data$V)
  ,adapt=TRUE,gweight=gwr.Gauss,method="aic")
> gwblr<-gwr(Y~X1+X2+X3+X4+X5,data=data,coords=cbind(data$U,data$V),
  adapt=bdwt,hatmatrix=TRUE,gweight=gwr.Gauss)
> gwblr$bandwidth
```

#Jarak Euclid

```
> u<-data[8]
> u<-as.matrix(u)
> i<-nrow(u)
> v<-data[9]
> v<-as.matrix(v)
> j<-nrow(v)
> library(fields)
> euc<-matrix(nrow=38,ncol=38)
> for(i in 1:38)
 +for(j in 1:38) {euc[i,j]=sqrt((u[i,]-u[j,])**2+(v[i]-v[j])**2)}
> euc
```

#Pembobot Adaptif Gaussian Kernel

```
> bdwtgauss<-gwblr$bandwidth
> bdwtgauss<-as.matrix(bdwtgauss)
> bdwtgauss
> i<-nrow(bdwtgauss)
> pembobot<-matrix(nrow=38,ncol=38)
> for(i in 1:38)
  +for(j in 1:38)
  +{pembobot[i,j]=exp(-(euc[i,j]/bdwtgauss[i])**2)
  +pembobot[i,j]<-ifelse(euc[i,j]>bdwtgauss[i,],pembobot[i,j],0)}
> write.table(pembobot,file.choose(),sep=",")
```

Lampiran 7. Program Estimasi Parameter Model GWBLR

```
> library(MASS)
```

Pembobot Pacitan

```
> pembobot<-read.table(file.choose(),sep=",",header=TRUE)
> W1<-pembobot[1,]
> W1<-t(W1)
> W1<-c(W1)
> W1<-diag(W1)
```

```
# Iterasi 1

> s0=c(-38.3550984, 1.5385652, -0.8855728,  0.8427300, 0.5715601, 0.2702529)
> b0<-as.vector(s0[1:6])
> b0<-as.matrix(b0)
> x<-data[,3:7]
> x<-as.matrix(x)
> X<-cbind(1,x)
> y<-data[2]
> Y<-as.matrix(y)
> Xb0<-X%*%b0
> mu1<-exp(Xb0)
> phi<-mu1/(1+mu1)
> V<-phi*(1-phi)
> V<-t(V)
> V<-c(V)
> V<-diag(V)
> g<-t(X)%*%W1%*%(Y-phi)
> H1<-t(X)%*%W1%*%V%*%X
> HI1<-ginv(H1)
> beta1<-(b0+HI1%*%g)
> beta1
```

Iterasi tersebut dilanjutkan hingga hasil estimasi parameter konvergen.

Pembobot Ponorogo

```
> pembobot<-read.table(file.choose(),sep=",",header=TRUE)
> W1<-pembobot[2,]
> W1<-t(W1)
> W1<-c(W1)
> W1<-diag(W1)
```

Dan seterusnya sampai Kota Batu

Lampiran 7 (Lanjutan)

Pembobot Batu

```
> pembobot<-read.table(file.choose(),sep=",",header=TRUE)
> W1<-pembobot[38,]
> W1<-t(W1)
> W1<-c(W1)
> W1<-diag(W1)
```

Lampiran 8. Nilai Iterasi *Newton Raphson* Model Regresi Logistik Biner

Iteration	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
1	-1,298	0,231	-0,153	0,069	-0,010	0,069
2	-10,468	0,551	-0,312	0,162	-0,002	0,162
3	-24,114	,974	-0,531	0,314	0,116	0,314
4	-34,189	1,338	-0,744	0,454	0,222	0,454
5	-38,311	1,506	-0,852	0,540	0,263	0,540
6	-38,465	1,537	-0,882	0,568	0,270	0,568
7	-38,357	1,539	-0,886	0,572	0,270	0,572
8	-38,355	1,539	-0,886	0,572	0,270	0,572
9	-38,355	1,539	-0,886	0,572	0,270	0,572

Lampiran 9. Jarak (dalam kilometer) antar Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Kab/Kota	Pacitan	Ponorogo	Trenggalek	⋯	Kota Batu
Pacitan	0	99,74	404,12	⋯	154,43
Ponorogo	99,74	0,00	91,27	⋯	119,15
Trenggalek	40,41	91,27	0,00	⋯	116,04
Tulungagung	53,80	92,63	13,40	⋯	103,81
Blitar	103,56	126,14	64,24	⋯	76,60
Kediri	128,80	887,09	92,93	⋯	309,85
Malang	155,85	128,47	116,44	⋯	128,87
Lumajang	228,15	226,24	188,49	⋯	111,53
Jember	254,57	251,45	214,99	⋯	13,50
Banyuwangi	311,89	348,76	351,71	⋯	455,65
Bondowoso	276,37	249,65	235,98	⋯	131,53
Situbondo	237,56	204,22	197,58	⋯	87,45
Probolinggo	213,62	186,52	173,43	⋯	67,59
Pasuruan	202,09	164,20	162,85	⋯	48,73
Sidoarjo	177,00	128,11	140,00	⋯	271,86
Mojokerto	163,24	112,00	127,23	⋯	235,00
Jombang	147,46	96,45	112,45	⋯	273,52
Nganjuk	98,73	326,20	772,41	⋯	87,28
Madiun	85,70	143,70	77,22	⋯	116,64
Magetan	81,90	182,93	77,24	⋯	12,41
Ngawi	102,75	110,40	89,78	⋯	108,44
Bojonegoro	124,10	335,94	105,72	⋯	96,30
Tuban	205,62	114,90	181,30	⋯	112,25
Lamongan	173,67	109,66	140,30	⋯	459,82
Gresik	186,60	126,98	151,51	⋯	453,33
Bangkalan	196,58	134,74	161,67	⋯	54,54
Sampang	256,20	209,23	217,35	⋯	101,84
Pamekasan	273,00	224,32	234,21	⋯	118,60
Sumenep	299,38	252,15	260,21	⋯	145,24
Kota Kediri	124,87	86,27	89,00	⋯	342,10
Kota Blitar	113,83	127,29	73,83	⋯	65,48
Kota Malang	157,30	129,20	117,90	⋯	125,99
Kota Probolinggo	238,95	206,70	198,90	⋯	89,52
Kota Pasuruan	182,57	142,15	144,03	⋯	281,44
Kota Mojokerto	160,77	109,39	125,02	⋯	241,48
Kota Madiun	87,03	150,31	76,33	⋯	112,20
Kota Surabaya	186,20	130,67	150,20	⋯	402,38
Kota Batu	154,43	119,15	116,04	⋯	0,00

Lampiran 10. Matriks Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*

Kab/Kota	Pacitan	Ponorogo	Trenggalek	Tulungagung	Blitar
Pacitan	1,000	0,551	0,917	0,856	0,522
Ponorogo	0,204	1,000	0,293	0,278	0,015
Trenggalek	0,879	0,464	1,000	0,986	0,709
Tulungagung	0,759	0,383	0,984	1,000	0,779
Blitar	0,085	0,000	0,529	0,681	1,000
Kediri	0,000	0,009	0,000	0,049	0,177
Malang	0,000	0,000	0,000	0,043	0,401
Lumajang	0,000	0,000	0,000	0,000	0,084
Jember	0,000	0,000	0,000	0,000	0,038
Banyuwangi	0,328	0,217	0,209	0,172	0,059
Bondowoso	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Situbondo	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Probolinggo	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Pasuruan	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Sidoarjo	0,000	0,000	0,000	0,000	0,046
Mojokerto	0,000	0,000	0,000	0,000	0,041
Jombang	0,000	0,011	0,000	0,000	0,061
Nganjuk	0,034	0,830	0,251	0,293	0,040
Madiun	0,377	0,978	0,472	0,450	0,090
Magetan	0,470	0,969	0,519	0,484	0,108
Ngawi	0,098	0,984	0,225	0,228	0,005
Bojonegoro	0,000	0,857	0,069	0,091	0,000
Tuban	0,000	0,193	0,000	0,000	0,000
Lamongan	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Gresik	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bangkalan	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Sampang	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Pamekasan	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Sumenep	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Kota Kediri	0,000	0,007	0,001	0,059	0,177
Kota Blitar	0,010	0,000	0,386	0,554	0,978
Kota Malang	0,000	0,000	0,000	0,035	0,382
Kota Probolinggo	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Kota Pasuruan	0,000	0,000	0,000	0,000	0,037
Kota Mojokerto	0,000	0,000	0,000	0,000	0,030
Kota Madiun	0,333	0,975	0,455	0,440	0,086
Kota Surabaya	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002
Kota Batu	0,000	0,000	0,000	0,018	0,279

Lampiran 10 (Lanjutan)

Kab/Kota	Kediri	Malang	Lumajang	Jember	Banyuwangi
Pacitan	0,325	0,138	0,000	0,000	0,000
Ponorogo	0,321	0,008	0,000	0,000	0,000
Trenggalek	0,448	0,232	0,000	0,000	0,000
Tulungagung	0,490	0,274	0,000	0,000	0,000
Blitar	0,447	0,452	0,000	0,000	0,000
Kediri	1,000	0,668	0,000	0,000	0,000
Malang	0,780	1,000	0,070	0,000	0,000
Lumajang	0,014	0,297	1,000	0,937	0,000
Jember	0,003	0,209	0,951	1,000	0,000
Banyuwangi	0,042	0,005	0,000	0,000	1,000
Bondowoso	0,024	0,251	0,700	0,765	0,000
Situbondo	0,099	0,444	0,556	0,472	0,000
Probolinggo	0,088	0,541	0,532	0,325	0,000
Pasuruan	0,272	0,696	0,168	0,024	0,000
Sidoarjo	0,687	0,822	0,000	0,000	0,000
Mojokerto	0,808	0,794	0,000	0,000	0,000
Jombang	0,925	0,717	0,000	0,000	0,000
Nganjuk	0,537	0,052	0,000	0,000	0,000
Madiun	0,378	0,033	0,000	0,000	0,000
Magetan	0,352	0,033	0,000	0,000	0,000
Ngawi	0,362	0,009	0,000	0,000	0,000
Bojonegoro	0,474	0,057	0,000	0,000	0,000
Tuban	0,282	0,114	0,000	0,000	0,000
Lamongan	0,641	0,516	0,000	0,000	0,000
Gresik	0,586	0,625	0,000	0,000	0,000
Bangkalan	0,479	0,540	0,000	0,000	0,000
Sampang	0,093	0,334	0,276	0,232	0,000
Pamekasan	0,078	0,282	0,288	0,276	0,000
Sumenep	0,047	0,214	0,335	0,369	0,000
Kota Kediri	0,996	0,608	0,000	0,000	0,000
Kota Blitar	0,520	0,580	0,007	0,000	0,000
Kota Malang	0,773	1,000	0,073	0,000	0,000
Kota Probolinggo	0,088	0,430	0,584	0,507	0,000
Kota Pasuruan	0,545	0,862	0,032	0,000	0,000
Kota Mojokerto	0,823	0,771	0,000	0,000	0,000
Kota Madiun	0,398	0,035	0,000	0,000	0,000
Kota Surabaya	0,592	0,690	0,000	0,000	0,000
Kota Batu	0,852	0,973	0,000	0,000	0,000

Lampiran 10 (Lanjutan)

Kab/Kota	Bondowoso	Situbondo	Probolinggo	Pasuruan	Sidoarjo
Pacitan	0,000	0,000	0,000	0,000	0,036
Ponorogo	0,000	0,000	0,000	0,000	0,009
Trenggalek	0,000	0,000	0,000	0,000	0,062
Tulungagung	0,000	0,000	0,000	0,000	0,072
Blitar	0,000	0,000	0,008	0,020	0,084
Kediri	0,000	0,000	0,000	0,080	0,533
Malang	0,000	0,248	0,534	0,707	0,820
Lumajang	0,588	0,582	0,688	0,421	0,124
Jember	0,743	0,600	0,625	0,373	0,098
Banyuwangi	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bondowoso	1,000	0,868	0,752	0,584	0,264
Situbondo	0,802	1,000	0,937	0,849	0,501
Probolinggo	0,490	0,908	1,000	0,890	0,493
Pasuruan	0,189	0,769	0,884	1,000	0,793
Sidoarjo	0,000	0,320	0,490	0,803	1,000
Mojokerto	0,000	0,075	0,237	0,585	0,958
Jombang	0,000	0,000	0,040	0,311	0,807
Nganjuk	0,000	0,000	0,000	0,000	0,034
Madiun	0,000	0,000	0,000	0,000	0,018
Magetan	0,000	0,000	0,000	0,000	0,016
Ngawi	0,000	0,000	0,000	0,000	0,011
Bojonegoro	0,000	0,000	0,000	0,000	0,115
Tuban	0,000	0,000	0,000	0,109	0,385
Lamongan	0,000	0,016	0,085	0,421	0,866
Gresik	0,000	0,246	0,343	0,687	0,946
Bangkalan	0,000	0,292	0,352	0,687	0,900
Sampang	0,707	0,897	0,750	0,767	0,517
Pamekasan	0,755	0,848	0,682	0,684	0,452
Sumenep	0,816	0,779	0,605	0,568	0,344
Kota Kediri	0,000	0,000	0,000	0,026	0,439
Kota Blitar	0,000	0,000	0,055	0,080	0,163
Kota Malang	0,000	0,265	0,549	0,725	0,832
Kota Probolinggo	0,825	0,999	0,935	0,832	0,477
Kota Pasuruan	0,005	0,477	0,682	0,923	0,949
Kota Mojokerto	0,000	0,033	0,175	0,523	0,937
Kota Madiun	0,000	0,000	0,000	0,000	0,019
Kota Surabaya	0,000	0,316	0,430	0,764	0,975
Kota Batu	0,000	0,148	0,400	0,655	0,885

Lampiran 10 (Lanjutan)

Kab/Kota	Mojokerto	Jombang	Nganjuk	Madiun	Magetan
Pacitan	0,096	0,191	0,559	0,655	0,683
Ponorogo	0,093	0,238	0,886	0,977	0,963
Trenggalek	0,145	0,266	0,596	0,596	0,596
Tulungagung	0,161	0,290	0,572	0,520	0,507
Blitar	0,146	0,233	0,136	0,014	0,003
Kediri	0,745	0,911	0,399	0,023	0,000
Malang	0,820	0,779	0,101	0,000	0,000
Lumajang	0,056	0,015	0,000	0,000	0,000
Jember	0,038	0,006	0,000	0,000	0,000
Banyuwangi	0,007	0,023	0,149	0,228	0,252
Bondowoso	0,150	0,061	0,000	0,000	0,000
Situbondo	0,338	0,185	0,000	0,000	0,000
Probolinggo	0,318	0,158	0,000	0,000	0,000
Pasuruan	0,621	0,418	0,000	0,000	0,000
Sidoarjo	0,964	0,852	0,083	0,000	0,000
Mojokerto	1,000	0,952	0,171	0,000	0,000
Jombang	0,946	1,000	0,332	0,012	0,000
Nganjuk	0,180	0,399	1,000	0,857	0,777
Madiun	0,111	0,265	0,909	1,000	0,993
Magetan	0,101	0,243	0,871	0,994	1,000
Ngawi	0,109	0,275	0,932	0,958	0,920
Bojonegoro	0,275	0,451	0,894	0,779	0,704
Tuban	0,439	0,436	0,264	0,111	0,067
Lamongan	0,918	0,863	0,167	0,000	0,000
Gresik	0,917	0,802	0,096	0,000	0,000
Bangkalan	0,846	0,709	0,049	0,000	0,000
Sampang	0,363	0,207	0,000	0,000	0,000
Pamekasan	0,315	0,179	0,000	0,000	0,000
Sumenep	0,228	0,120	0,000	0,000	0,000
Kota Kediri	0,669	0,867	0,413	0,024	0,000
Kota Blitar	0,230	0,312	0,117	0,001	0,000
Kota Malang	0,827	0,780	0,095	0,000	0,000
Kota Probolinggo	0,316	0,168	0,000	0,000	0,000
Kota Pasuruan	0,851	0,693	0,000	0,000	0,000
Kota Mojokerto	0,998	0,965	0,179	0,000	0,000
Kota Madiun	0,119	0,280	0,929	0,998	0,983
Kota Surabaya	0,927	0,798	0,066	0,000	0,000
Kota Batu	0,913	0,883	0,150	0,000	0,000

Lampiran 10 (Lanjutan)

Kab/Kota	Ngawi	Bojonegoro	Tuban	Lamongan	Gresik
Pacitan	0,528	0,362	0,000	0,048	0,010
Ponorogo	0,987	0,880	0,074	0,114	0,013
Trenggalek	0,478	0,328	0,000	0,061	0,015
Tulungagung	0,415	0,282	0,000	0,060	0,015
Blitar	0,004	0,000	0,000	0,010	0,001
Kediri	0,087	0,208	0,000	0,524	0,365
Malang	0,000	0,022	0,000	0,563	0,599
Lumajang	0,000	0,000	0,000	0,000	0,024
Jember	0,000	0,000	0,000	0,000	0,024
Banyuwangi	0,187	0,129	0,009	0,006	0,000
Bondowoso	0,000	0,000	0,000	0,086	0,197
Situbondo	0,000	0,000	0,000	0,234	0,406
Probolinggo	0,000	0,000	0,000	0,146	0,313
Pasuruan	0,000	0,000	0,000	0,456	0,651
Sidoarjo	0,000	0,073	0,122	0,882	0,942
Mojokerto	0,016	0,149	0,105	0,916	0,896
Jombang	0,089	0,271	0,053	0,843	0,726
Nganjuk	0,914	0,867	0,002	0,165	0,024
Madiun	0,966	0,822	0,031	0,110	0,014
Magetan	0,942	0,785	0,033	0,099	0,013
Ngawi	1,000	0,924	0,063	0,133	0,015
Bojonegoro	0,923	1,000	0,295	0,353	0,153
Tuban	0,262	0,498	1,000	0,655	0,566
Lamongan	0,036	0,238	0,394	1,000	0,949
Gresik	0,007	0,137	0,363	0,958	1,000
Bangkalan	0,000	0,095	0,409	0,919	0,987
Sampang	0,000	0,000	0,029	0,340	0,514
Pamekasan	0,000	0,000	0,053	0,308	0,463
Sumenep	0,000	0,000	0,037	0,221	0,351
Kota Kediri	0,085	0,193	0,000	0,436	0,269
Kota Blitar	0,000	0,000	0,000	0,039	0,023
Kota Malang	0,000	0,021	0,000	0,574	0,614
Kota Probolinggo	0,000	0,000	0,000	0,212	0,379
Kota Pasuruan	0,000	0,000	0,000	0,679	0,807
Kota Mojokerto	0,016	0,156	0,090	0,914	0,875
Kota Madiun	0,972	0,836	0,027	0,116	0,015
Kota Surabaya	0,000	0,086	0,253	0,925	0,991
Kota Batu	0,003	0,065	0,000	0,689	0,697

Lampiran 10 (Lanjutan)

Kab/Kota	Bangkalan	Sampang	Pamekasan	Sumenep
Pacitan	0,000	0,000	0,000	0,000
Ponorogo	0,000	0,000	0,000	0,000
Trenggalek	0,000	0,000	0,000	0,000
Tulungagung	0,000	0,000	0,000	0,000
Blitar	0,000	0,000	0,000	0,000
Kediri	0,206	0,000	0,000	0,000
Malang	0,490	0,060	0,000	0,000
Lumajang	0,015	0,224	0,137	0,067
Jember	0,019	0,308	0,251	0,216
Banyuwangi	0,000	0,000	0,000	0,000
Bondowoso	0,218	0,768	0,766	0,776
Situbondo	0,428	0,878	0,782	0,606
Probolinggo	0,299	0,584	0,391	0,144
Pasuruan	0,636	0,591	0,365	0,073
Sidoarjo	0,889	0,253	0,084	0,000
Mojokerto	0,801	0,032	0,000	0,000
Jombang	0,587	0,000	0,000	0,000
Nganjuk	0,000	0,000	0,000	0,000
Madiun	0,000	0,000	0,000	0,000
Magetan	0,000	0,000	0,000	0,000
Ngawi	0,000	0,000	0,000	0,000
Bojonegoro	0,089	0,000	0,000	0,000
Tuban	0,585	0,021	0,001	0,000
Lamongan	0,897	0,025	0,000	0,000
Gresik	0,986	0,283	0,124	0,000
Bangkalan	1,000	0,378	0,216	0,008
Sampang	0,572	1,000	0,977	0,849
Pamekasan	0,524	0,981	1,000	0,949
Sumenep	0,405	0,903	0,960	1,000
Kota Kediri	0,122	0,000	0,000	0,000
Kota Blitar	0,000	0,000	0,000	0,000
Kota Malang	0,507	0,072	0,000	0,000
Kota Probolinggo	0,400	0,866	0,774	0,608
Kota Pasuruan	0,751	0,319	0,118	0,000
Kota Mojokerto	0,769	0,006	0,000	0,000
Kota Madiun	0,000	0,000	0,000	0,000
Kota Surabaya	0,971	0,324	0,149	0,000
Kota Batu	0,579	0,028	0,000	0,000

Lampiran 10 (Lanjutan)

Kab/Kota	Kota Kediri	Kota Blitar	Kota Malang	Kota Probolinggo
Pacitan	0,356	0,442	0,129	0,000
Ponorogo	0,349	0,012	0,006	0,000
Trenggalek	0,486	0,626	0,219	0,000
Tulungagung	0,529	0,700	0,259	0,000
Blitar	0,476	0,979	0,432	0,000
Kediri	0,996	0,288	0,658	0,000
Malang	0,754	0,558	1,000	0,227
Lumajang	0,009	0,159	0,300	0,605
Jember	0,001	0,087	0,213	0,625
Banyuwangi	0,048	0,042	0,004	0,000
Bondowoso	0,014	0,017	0,260	0,883
Situbondo	0,075	0,028	0,458	0,999
Probolinggo	0,063	0,040	0,555	0,904
Pasuruan	0,228	0,043	0,713	0,742
Sidoarjo	0,640	0,140	0,833	0,286
Mojokerto	0,764	0,131	0,801	0,054
Jombang	0,895	0,151	0,718	0,000
Nganjuk	0,574	0,043	0,046	0,000
Madiun	0,411	0,074	0,029	0,000
Magetan	0,384	0,088	0,029	0,000
Ngawi	0,391	0,005	0,007	0,000
Bojonegoro	0,490	0,001	0,054	0,000
Tuban	0,261	0,000	0,119	0,000
Lamongan	0,594	0,002	0,527	0,006
Gresik	0,538	0,028	0,639	0,212
Bangkalan	0,430	0,004	0,555	0,256
Sampang	0,069	0,000	0,349	0,886
Pamekasan	0,058	0,000	0,295	0,841
Sumenep	0,033	0,000	0,225	0,778
Kota Kediri	1,000	0,283	0,595	0,000
Kota Blitar	0,542	1,000	0,561	0,000
Kota Malang	0,745	0,539	1,000	0,244
Kota Probolinggo	0,066	0,028	0,443	1,000
Kota Pasuruan	0,495	0,141	0,876	0,444
Kota Mojokerto	0,779	0,113	0,778	0,019
Kota Madiun	0,431	0,073	0,031	0,000
Kota Surabaya	0,543	0,048	0,704	0,280
Kota Batu	0,821	0,429	0,975	0,127

Lampiran 10 (Lanjutan)

Kab/Kota	Kota Pasuruan	Kota Mojokerto	Kota Madiun	Kota Surabaya	Kota Batu
Pacitan	0,019	0,110	0,646	0,011	0,147
Ponorogo	0,000	0,116	0,975	0,004	0,048
Trenggalek	0,043	0,162	0,604	0,019	0,235
Tulungagung	0,053	0,178	0,537	0,020	0,272
Blitar	0,113	0,155	0,027	0,010	0,375
Kediri	0,388	0,776	0,056	0,384	0,791
Malang	0,873	0,811	0,000	0,674	0,976
Lumajang	0,283	0,045	0,000	0,063	0,186
Jember	0,230	0,029	0,000	0,056	0,126
Banyuwangi	0,000	0,009	0,216	0,000	0,008
Bondowoso	0,395	0,130	0,000	0,248	0,199
Situbondo	0,658	0,307	0,000	0,479	0,390
Probolinggo	0,710	0,283	0,000	0,413	0,447
Pasuruan	0,926	0,583	0,000	0,742	0,668
Sidoarjo	0,953	0,949	0,000	0,974	0,895
Mojokerto	0,843	0,998	0,000	0,912	0,908
Jombang	0,638	0,963	0,036	0,728	0,861
Nganjuk	0,000	0,216	0,895	0,012	0,132
Madiun	0,000	0,135	0,998	0,006	0,082
Magetan	0,000	0,124	0,986	0,006	0,077
Ngawi	0,000	0,137	0,968	0,005	0,055
Bojonegoro	0,014	0,310	0,808	0,110	0,151
Tuban	0,221	0,449	0,132	0,487	0,216
Lamongan	0,668	0,920	0,000	0,911	0,679
Gresik	0,835	0,905	0,000	0,991	0,739
Bangkalan	0,795	0,830	0,000	0,973	0,650
Sampang	0,602	0,334	0,000	0,556	0,328
Pamekasan	0,525	0,290	0,000	0,496	0,278
Sumenep	0,414	0,208	0,000	0,379	0,204
Kota Kediri	0,296	0,705	0,059	0,286	0,732
Kota Blitar	0,210	0,238	0,008	0,050	0,493
Kota Malang	0,886	0,817	0,000	0,689	0,977
Kota Probolinggo	0,637	0,286	0,000	0,452	0,373
Kota Pasuruan	1,000	0,824	0,000	0,881	0,877
Kota Mojokerto	0,804	1,000	0,000	0,887	0,898
Kota Madiun	0,000	0,145	1,000	0,007	0,088
Kota Surabaya	0,896	0,912	0,000	1,000	0,787
Kota Batu	0,877	0,908	0,000	0,757	1,000

Lampiran 11. Nilai iterasi *Newton Raphson* pada Model GWBLR di Kabupaten Pacitan

Iteration	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
1	-38,338	2,058	-1,403	1,904	0,752	0,997
2	-38,332	2,319	-1,619	1,799	0,856	1,543
3	-38,321	2,523	-1,735	0,770	0,980	2,555
4	-38,300	2,839	-1,969	0,068	1,191	-38,300
5	-38,280	3,167	-2,212	-0,620	1,423	4,448
6	-38,262	3,566	-2,498	-1,578	1,705	5,531
7	-38,222	4,239	-3,020	-2,663	2,174	-38,222
8	-38,120	5,534	-4,027	-4,702	3,074	10,684
9	-38,046	6,195	-4,541	-5,741	3,532	12,407
10	-38,044	6,204	-4,548	-5,756	3,538	12,432
11	-38,044	6,205	-4,549	-5,756	3,538	12,432

Lampiran 12. Koefisien Estimasi Parameter Model GWBLR Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Kab/Kota	β_1	β_2	β_3
Pacitan	-38,044	6,205	-4,549
Ponorogo	-38,320	2,724	-1,904
Trenggalek	-38,207	3,909	-2,707
Tulungagung	-38,052	5,258	-3,750
Blitar	-37,263	15,728	-11,961
Kediri	-33,336	83,487	-150,641
Malang	-38,355	1,201	-0,512
Lumajang	-114,690	2,662	-1,064
Jember	-109,425	2,981	-1,511
Banyuwangi	-38,320	2,724	-1,904
Bondowoso	-96,837	3,164	-1,503
Situbondo	-74,353	2,751	-1,402
Probolinggo	-80,782	3,035	-1,547
Pasuruan	-38,343	2,331	-1,443
Sidoarjo	-38,344	2,313	-1,357
Mojokerto	-38,342	2,364	-1,381
Jombang	426,701	6259,530	-17385,781
Nganjuk	-38,283	3,775	-2,443
Madiun	-38,354	1,578	-0,789
Magetan	-38,293	3,552	-2,371
Ngawi	-38,347	1,896	-1,278
Bojonegoro	-38,339	2,360	-1,404
Tuban	-38,344	2,313	-1,357
Lamongan	-38,341	1,509	-0,560
Gresik	-38,343	2,418	-1,437
Bangkalan	-38,342	2,359	-1,398
Sampang	-60,652	2,461	-1,322
Pamekasan	-61,103	2,421	-1,292
Sumenep	-65,167	2,448	-1,282
Kota Kediri	-38,342	0,894	-0,102
Kota Blitar	-38,318	1,430	-0,707
Kota Malang	-38,355	1,231	-0,535
Kota Probolinggo	-75,495	2,771	-1,408
Kota Pasuruan	-38,342	2,317	-1,378
Kota Mojokerto	-38,339	2,432	-1,428
Kota Madiun	-38,283	3,578	-2,355
Kota Surabaya	-38,341	2,460	-1,472
Kota Batu	-38,352	1,488	-0,720

Lampiran 12 (Lanjutan)

Kab/Kota	β_3	β_4	β_5
Pacitan	-5,756	3,539	12,432
Ponorogo	0,863	0,716	-0,243
Trenggalek	-3,086	1,994	6,819
Tulungagung	-5,413	2,962	10,529
Blitar	-21,866	10,613	38,995
Kediri	839,562	315,531	6,861
Malang	-0,420	0,299	0,419
Lumajang	1,269	1,424	1,083
Jember	2,887	2,008	0,847
Banyuwangi	1,931	0,968	-0,266
Bondowoso	1,096	0,919	-0,332
Situbondo	0,863	0,716	-0,243
Probolinggo	0,813	0,733	-0,209
Pasuruan	0,717	0,510	-0,119
Sidoarjo	0,008	0,274	-0,078
Mojokerto	-0,148	0,230	-0,055
Jombang	83554,354	160083,925	48044,092
Nganjuk	-2,798	0,906	4,240
Madiun	0,840	0,545	0,210
Magetan	-2,044	1,122	4,719
Ngawi	1,777	0,588	1,985
Bojonegoro	-0,696	0,494	1,304
Tuban	-0,420	0,299	0,419
Lamongan	-1,677	-0,330	-0,361
Gresik	0,071	0,270	-0,168
Bangkalan	0,140	0,285	-0,199
Sampang	0,888	0,650	-0,289
Pamekasan	0,932	0,669	-0,296
Sumenep	1,047	0,734	-0,317
Kota Kediri	-2,112	-0,222	0,339
Kota Blitar	-1,646	0,775	2,627
Kota Malang	-0,396	0,300	0,397
Kota Probolinggo	0,893	0,734	-0,245
Kota Pasuruan	0,173	0,327	-0,065
Kota Mojokerto	-0,178	0,218	-0,062
Kota Madiun	-2,390	1,053	4,653
Kota Surabaya	0,104	0,281	-0,164
Kota Batu	-0,386	0,258	0,267

Lampiran 13. Nilai statistik Uji Wald model GWBLR untuk setiap Kabupaten/Kota

Kab/Kota	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
Pacitan	1,94	1,81	0,835	2,00	0,659
Ponorogo	2,099	3,347	-4,885	1,511	0,688
Trenggalek	2,057	3,061	-4,563	1,440	6,662
Tulungagung	2,024	3,019	-4,498	0,139	6,559
Blitar	1,911	2,819	-4,252	1,219	6,256
Kediri	2,923	2,976	-4,336	1,241	6,320
Malang	1,88	2,853	-4,116	1,148	6,183
Lumajang	2,12	3,246	-4,631	1,377	6,777
Jember	3,248	3,461	-4,931	0,153	7,170
Banyuwangi	2,037	3,014	-4,489	1,401	0,660
Bondowoso	2,316	3,384	-4,941	1,687	0,737
Situbondo	2,099	3,083	-4,460	1,413	6,796
Probolinggo	2,04	3,019	-4,317	0,131	6,610
Pasuruan	1,996	2,947	-4,245	1,285	0,651
Sidoarjo	1,882	2,808	-4,072	0,115	6,190
Mojokerto	1,88	2,852	-0,415	1,163	6,182
Jombang	2,908	2,936	-4,271	1,211	6,268
Nganjuk	2,015	3,172	-4,634	1,390	6,612
Madiun	2,095	3,308	-4,854	1,518	6,863
Magetan	2,116	3,324	-4,884	1,546	6,920
Ngawi	2,062	3,286	-4,789	1,456	6,766
Bojonegoro	2,022	3,191	-4,627	0,138	6,625
Tuban	1,92	2,966	-4,284	1,214	6,304
Lamongan	1,886	2,869	-4,179	1,175	6,197
Gresik	1,883	2,804	-4,090	1,162	6,185
Bangkalan	1,901	2,817	-0,041	1,187	6,235
Sampang	2,119	3,084	-4,507	0,148	6,872
Pamekasan	2,345	3,156	-4,650	1,577	7,054
Sumenep	1,93	3,353	-4,990	2,787	7,466
Kota Kediri	1,904	2,989	-4,357	0,125	6,341
Kota Blitar	1,878	0,904	-4,266	0,121	6,248
Kota Malang	2,109	2,847	-4,106	1,144	0,618
Kota Probolinggo	1,932	3,099	-0,447	0,142	6,817
Kota Pasuruan	1,886	2,873	-4,415	1,209	6,335
Kota Mojokerto	2,082	0,869	-4,173	0,117	6,198
Kota Madiun	28,836	3,292	-0,483	0,150	6,824
Kota Surabaya	1,883	2,793	-4,065	1,158	6,192
Kota Batu	1,882	2,858	-4,140	1,159	6,188

Lampiran 14. Variabel yang Berpengaruh Signifikan terhadap Tingkat Kemiskinan

Kab/Kota	X_1	X_2	X_3
Pacitan	Signifikan	Signifikan	Tidak Signifikan
Ponorogo	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Trenggalek	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Tulungagung	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Blitar	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Kediri	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Malang	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Lumajang	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Jember	Signifikan	Signifikan	Signifikan
Banyuwangi	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Bondowoso	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Situbondo	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Probolinggo	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Pasuruan	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Sidoarjo	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Mojokerto	Tidak signifikan	Signifikan	Tidak signifikan
Jombang	Signifikan	Signifikan	Signifikan
Nganjuk	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Madiun	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Magetan	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Ngawi	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Bojonegoro	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Tuban	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Lamongan	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Gresik	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Bangkalan	Tidak signifikan	Signifikan	Tidak signifikan
Sampang	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Pamekasan	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Sumenep	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Kota Kediri	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Kota Blitar	Tidak signifikan	Tidak signifikan	Signifikan
Kota Malang	Tidak signifikan	Signifikan	Tidak signifikan
Kota Probolinggo	Tidak signifikan	Signifikan	Tidak signifikan
Kota Pasuruan	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan
Kota Mojokerto	Tidak signifikan	Tidak signifikan	Signifikan
Kota Madiun	Signifikan	Signifikan	Tidak signifikan
Kota Surabaya	Tidak signifikan	Signifikan	Tidak signifikan
Kota Batu	Tidak signifikan	Signifikan	Signifikan

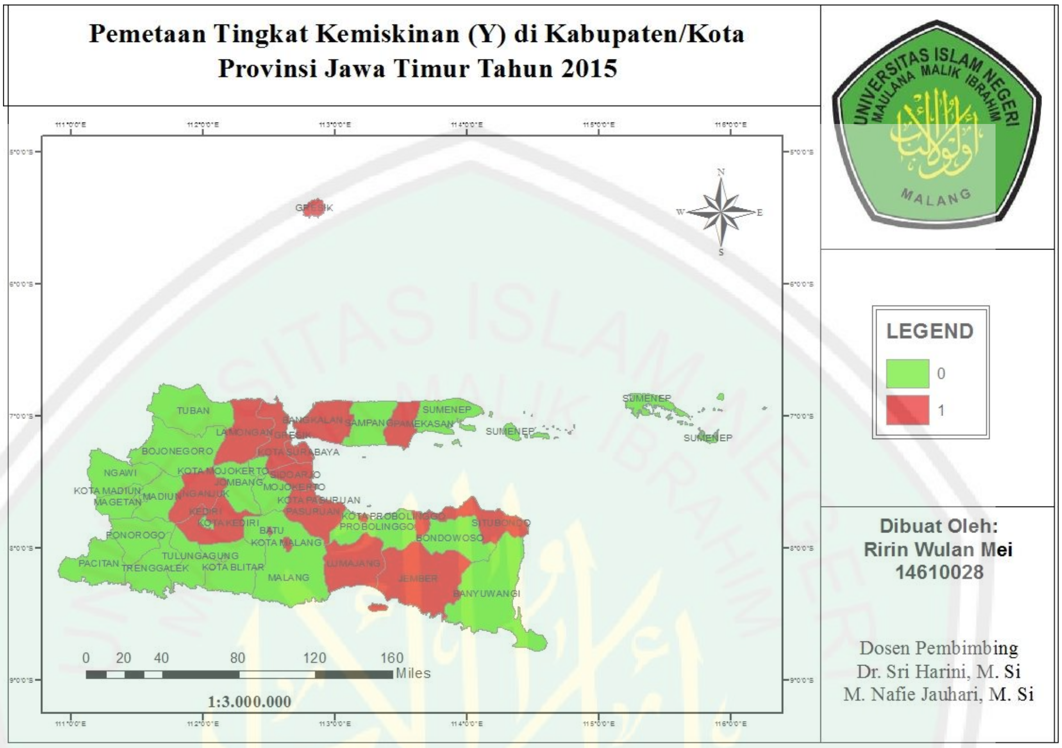
Lampiran 14 (Lanjutan)

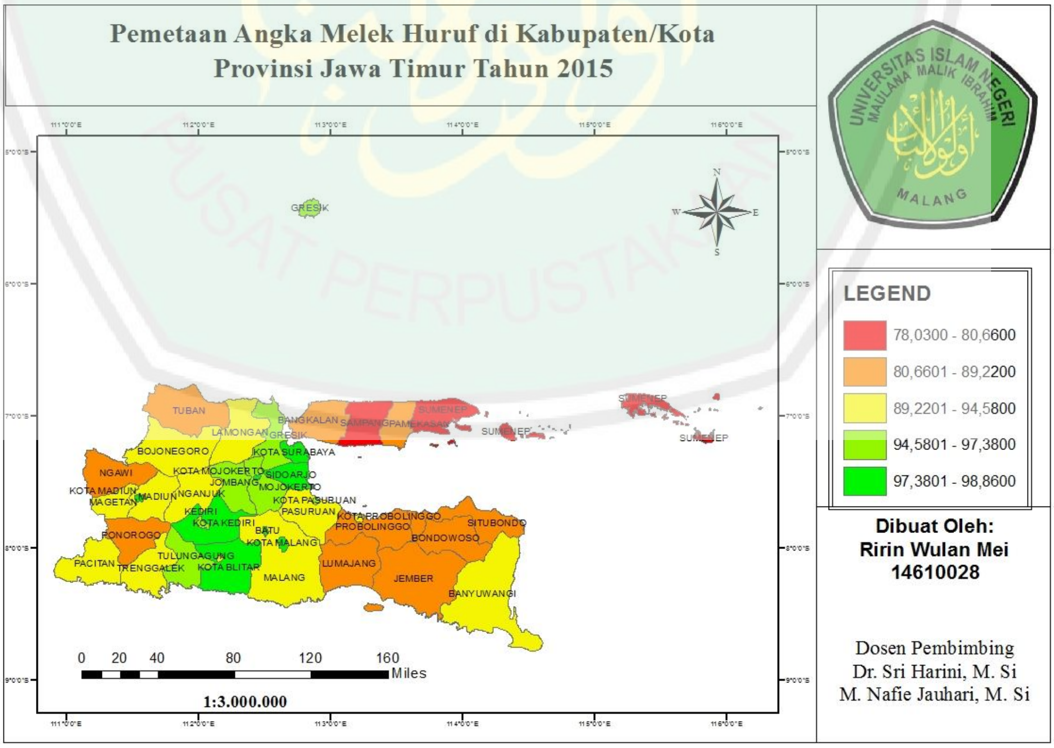
Kab/Kota	X_4	X_5
Pacitan	Signifikan	Tidak Signifikan
Ponorogo	Tidak signifikan	Tidak signifikan
Trenggalek	Tidak signifikan	Signifikan
Tulungagung	Tidak signifikan	Signifikan
Blitar	Tidak signifikan	Signifikan
Kediri	Tidak signifikan	Signifikan
Malang	Tidak signifikan	Signifikan
Lumajang	Tidak signifikan	Signifikan
Jember	Tidak signifikan	Signifikan
Banyuwangi	Tidak signifikan	Tidak signifikan
Bondowoso	Tidak signifikan	Tidak signifikan
Situbondo	Tidak signifikan	Signifikan
Probolinggo	Tidak signifikan	Signifikan
Pasuruan	Tidak signifikan	Tidak signifikan
Sidoarjo	Tidak signifikan	Signifikan
Mojokerto	Tidak signifikan	Signifikan
Jombang	Tidak signifikan	Signifikan
Nganjuk	Tidak signifikan	Signifikan
Madiun	Tidak signifikan	Signifikan
Magetan	Tidak signifikan	Signifikan
Ngawi	Tidak signifikan	Signifikan
Bojonegoro	Tidak signifikan	Signifikan
Tuban	Tidak signifikan	Signifikan
Lamongan	Tidak signifikan	Signifikan
Gresik	Tidak signifikan	Signifikan
Bangkalan	Tidak signifikan	Signifikan
Sampang	Tidak signifikan	Signifikan
Pamekasan	Tidak signifikan	Signifikan
Sumenep	Signifikan	Signifikan
Kota Kediri	Tidak signifikan	Signifikan
Kota Blitar	Tidak signifikan	Signifikan
Kota Malang	Tidak signifikan	Tidak signifikan
Kota Probolinggo	Tidak signifikan	Signifikan
Kota Pasuruan	Tidak signifikan	Signifikan
Kota Mojokerto	Tidak signifikan	Signifikan
Kota Madiun	Tidak signifikan	Signifikan
Kota Surabaya	Tidak signifikan	Tidak signifikan
Kota Batu	Tidak signifikan	Signifikan

Lampiran 15. Model GWBLR di setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

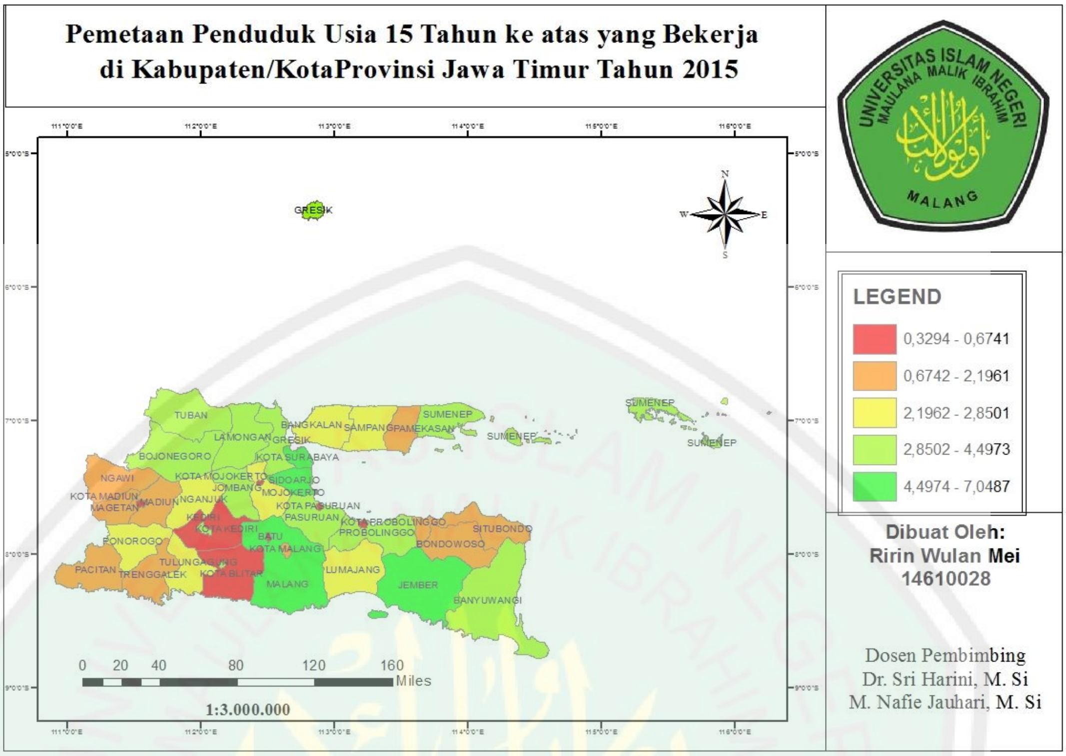
Kab/Kota	Model
Pacitan	$g(x_1) = 6{,}205X_1 - 4{,}549\ X_2 + 3{,}539X_4$
Ponorogo	$g(x_2) = -1{,}904X_2 + 0{,}863X_3 + 0{,}716X_4$
Trenggalek	$g(x_3) = -2{,}707X_2 - 3{,}086X_3 + 6{,}819X_5$
Tulungagung	$g(x_4) = -3{,}750X_2 - 5{,}413X_3 + 10{,}529X_5$
Blitar	$g(x_5) = -11{,}961X_2 - 21{,}866X_3 + 38{,}995X_5$
Kediri	$g(x_6) = 83{,}487X_1 - 150{,}641X_2 + 839{,}562X_3 + 6{,}861X_5$
Malang	$g(x_7) = -0{,}512X_2 + -0{,}420X_3 + 0{,}419X_5$
Lumajang	$g(x_8) = -1{,}0649X_2 + 1{,}269X_3 + 1{,}083X_5$
Jember	$g(x_9) = 2{,}981X_1 - 1{,}511 + 2{,}887X_3 + 0{,}847X_5$
Banyuwangi	$g(x_{10}) = -1{,}904X_2 + 1{,}931X_3$
Bondowoso	$g(x_{11}) = -1{,}503X_2 + 1{,}096X_3$
Situbondo	$g(x_{12}) = -1{,}402X_2 + 0{,}726X_3 - 0{,}243X_5$
Probolinggo	$g(x_{13}) = -1{,}547X_2 + 0{,}813X_3 - 0{,}209X_5$
Pasuruan	$g(x_{14}) = -1{,}443X_2 + 0{,}717X_3$
Sidoarjo	$g(x_{15}) = -1{,}357X_2 + 0{,}008X_3 - 0{,}078X_5$
Mojokerto	$g(x_{16}) = -1{,}381X_2 - 0{,}055X_5$
Jombang	$g(x_{17}) = 6259{,}530X_1 - 17385{,}781X_2 + 83554{,}354X_3 + 48044{,}092X_5$
Nganjuk	$g(x_{18}) = -2{,}443X_2 - 2{,}798X_3 + 4{,}240X_5$
Madiun	$g(x_{19}) = 1{,}578X_1 - -0{,}789X_2 + 0{,}840X_3 + 0{,}210X_5$
Magetan	$g(x_{20}) = -2{,}371X_2 - 2{,}044X_3 + 0{,}73X_5$
Ngawi	$g(x_{21}) = -0{,}18059X_2 + 0{,}753X_3 + 4{,}719X_5$
Bojonegoro	$g(x_{22}) = -1{,}404X_2 + -0{,}696X_3 + 1{,}304X_5$
Tuban	$g(x_{23}) = -1{,}357X_2 - 0{,}420X_3 + 0{,}419X_5$
Lamongan	$g(x_{24}) = -0{,}560X_2 - 1{,}677X_3 - 0{,}361X_5$
Gresik	$g(x_{25}) = -1{,}437X_2 + 0{,}071X_3 - 0{,}168X_5$
Bangkalan	$g(x_{26}) = -1{,}398X_2 - 0{,}199X_5$
Sampang	$g(x_{27}) = -1{,}322X_2 + -1{,}322X_3 - 0{,}289X_5$
Pamekasan	$g(x_{28}) = -1{,}2922X_2 + 0{,}932X_3 + -0{,}296X_5$
Sumenep	$g(x_{29}) = 1{,}282X_2 + 1{,}047X_3 + 0{,}734X_4 - 0{,}317X_5$
Kota Kediri	$g(x_{30}) = -0{,}102X_2 - 2{,}112X_3 + 0{,}339X_5$
Kota Blitar	$g(x_{31}) = -1{,}646X_3 + 2{,}627X_5$
Kota Malang	$g(x_{32}) = -0{,}535X_2$
Kota Probolinggo	$g(x_{33}) = -1{,}408X_2 + -0{,}245X_5$
Kota Pasuruan	$g(x_{34}) = -1{,}378 + 0{,}173X_3 - 0{,}065X_5$
Kota Mojokerto	$g(x_{35}) = -0{,}178X_3 - 0{,}062X_5$
Kota Madiun	$g(x_{36}) = -2{,}3555X_2 + 4{,}653X_5$
Kota Surabaya	$g(x_{37}) = -1{,}472X_2$
Kota Batu	$g(x_{38}) = -0{,}7201X_2 - 0{,}386X_3 + 0{,}267X_5$

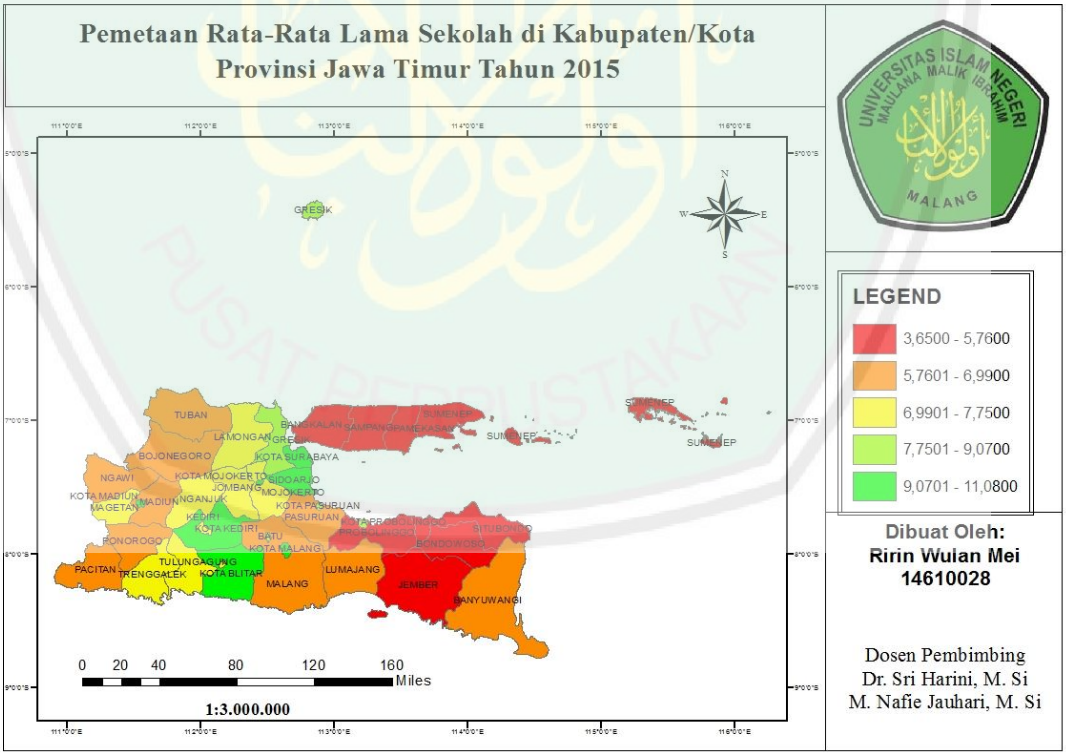
Lampiran 16. Peta Tematik Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur dan Faktor-faktor yang mempengaruhinya



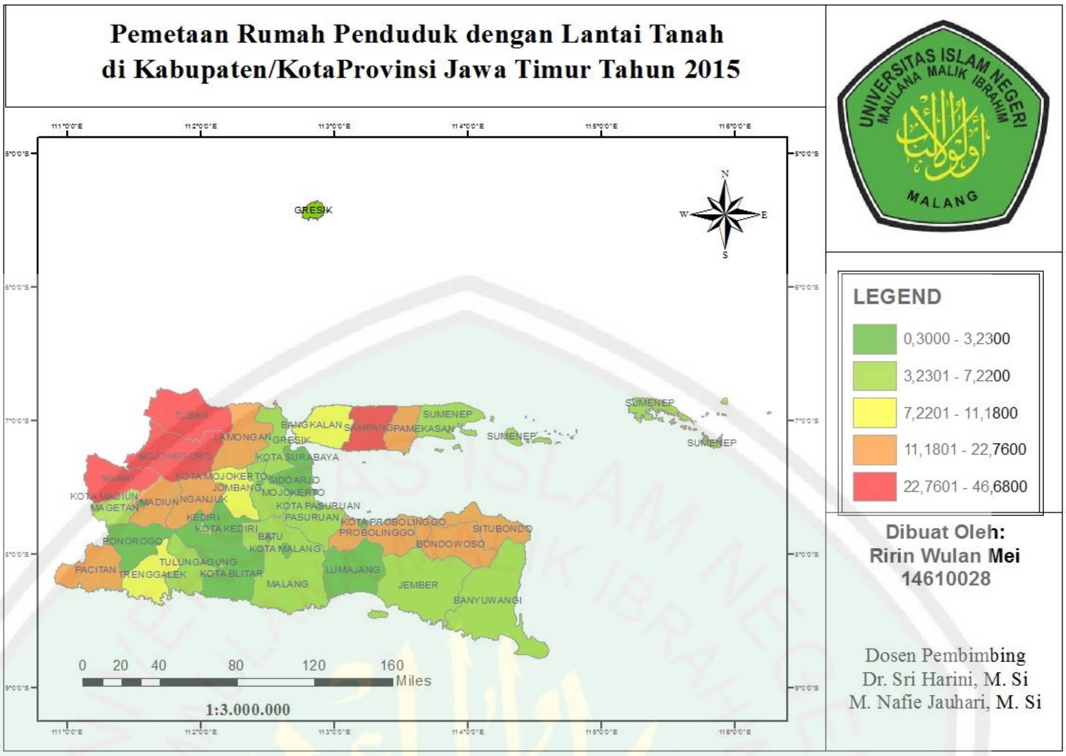


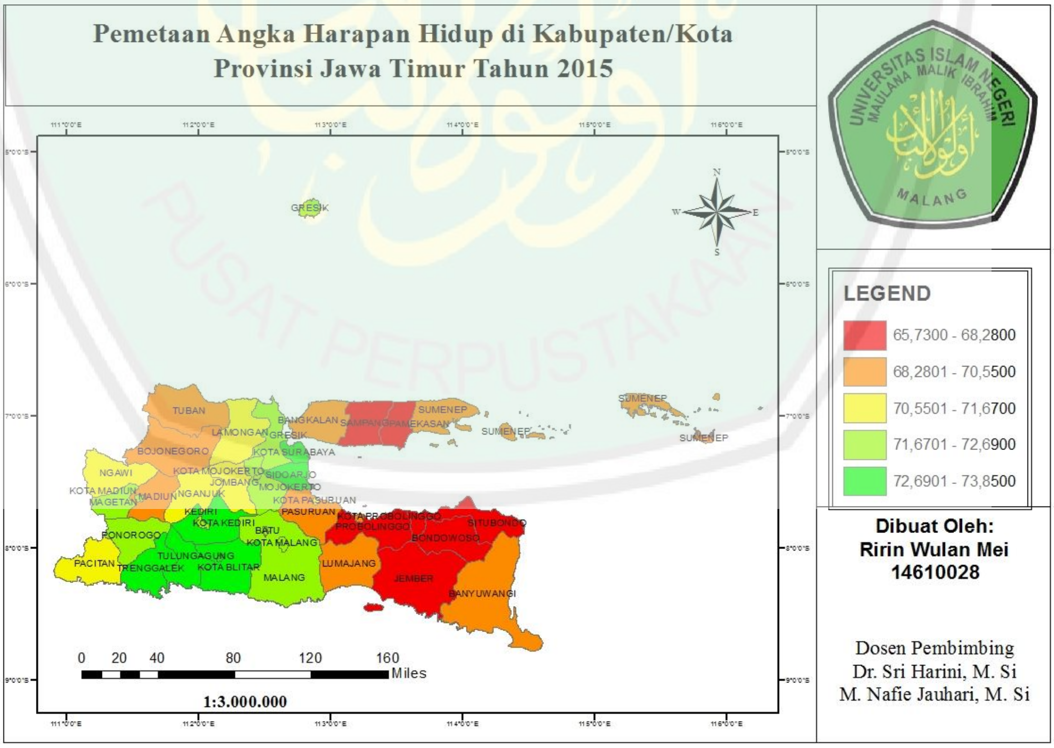
Lampiran 17 (Lanjutan)





Lampiran 17 (Lanjutan)





RIWAYAT HIDUP

Ririn Wulan Mei, lahir di Giriwinangun 12 Mei 1996. Kakak dari M. Wahyu Isnan Hidayat yang merupakan anak pertama dari 2 bersaudara pasangan Bapak Sudarsono dan Ibu Sumarsih. Pendidikan dasarnya ditempuh di SD 185/VIII di kampung halamannya dan lulus pada tahun 2008.

Setelah itu melanjutkan sekolah di SMP N 6 Jambi, lulus tahun 2011. Pendidikan selanjutnya ditempuh di SMA N 11 Jambi dan lulus tahun 2014. Selanjutnya, pada tahun yang sama melanjutkan kuliah di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang Jurusan Matematika melalui Jalur SNMPTN.

KEMENTERIAN AGAMA RI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Gajayana No. 50 Dinoyo Malang Telp./Fax.(0341)558933

BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Ririn Wulan Mei
NIM : 14610028
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/ Matematika
Judul Skripsi : Pemodelan *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) dengan Menggunakan Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*
Pembimbing I : Dr. Sri Harini, M.Si
Pembimbing II : M. Nafie Jauhari, M.Si

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	27 Maret 2018	Konsultasi Bab I dan Bab II	1.
2.	09 April 2018	Konsultasi Keagamaan Bab I dan II	2.
3.	13 April 2018	Konsultasi Bab III dan IV	3.
4.	25 April 2018	Revisi Keagamaan Bab I dan II	4.
5.	3 Juni 2018	ACC Keagamaan Bab I dan II	5.
6.	05 Juni 2018	Revisi Bab III dan IV	6.
7.	22 Agustus 2018	Revisi Bab IV	7.
8.	10 September 2018	Konsultasi Bab IV dan V	8.
9.	18 Oktober 2018	Konsultasi Keagamaan Bab IV	9.
10.	22 Oktober 2018	Konsultasi Bab I, II, III, IV, dan V	10.
11.	05 November 2018	ACC Keseluruhan	11.
12.	05 November 2018	ACC Agama	12.

Malang, 05 November 2018
Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 200312 1 001