

**PEMODELAN GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ZERO INFLATED
POISSON REGRESSION (GWZIPR) DENGAN PEMBOBOT
ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL DAN ADAPTIVE BISQUARE
KERNEL**

**SKRIPSI
Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains**

MIFTAHUL FARICHA

125090500111009



PROGRAM STUDI STATISTIKA

JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

MALANG

2016

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ZERO INFLATED POISSON REGRESSION (GWZIPR)* DENGAN PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL DAN ADAPTIVE BISQUARE KERNEL*

oleh:

MIFTAHUL FARICHA

125090500111009

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji

pada tanggal 5 April 2016

dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar

Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Dosen Pembimbing

Prof. Dr. Ir. Henny Pramoedyo, MS

NIP. 195707051981031009

Mengetahui,

Ketua Jurusan Matematika

Fakultas MIPA

Universitas Brawijaya

Ratno Bagus Edy Wibowo, S.Si., M.Si., Ph.D.

NIP. 197509082000031003

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : MIFTAHUL FARICHA

NIM : 125090500111009

Jurusan : MATEMATIKA

Program Studi : STATISTIKA

Skripsi berjudul :

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ZERO-INFLATED POISSON REGRESSION (GWZIPR)* DENGAN PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL DAN ADAPTIVE BISQUARE KERNEL*

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Isi dari skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam skripsi ini.
2. Apabila di kemudian hari ternyata skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala risiko.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan segala kesadaran.

Malang, 5 April 2016

Yang menyatakan,

MIFTAHUL FARICHA

NIM. 125090500111009

PEMODELAN GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ZERO INFLATED POISSON REGRESSION (GWZIPR) DENGAN PEMBOBOT ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL DAN ADAPTIVE BISQUARE KERNEL

ABSTRAK

Analisis regresi non linier yang digunakan pada peubah respon berdistribusi poisson adalah regresi poisson. Perbedaan karakteristik geografis, ekonomi, sosial dan budaya antar lokasi pengamatan menyebabkan heterogenitas spasial. Analisis spasial yang digunakan untuk mengatasi heterogenitas spasial adalah *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). Model GWPR tidak dapat digunakan jika terdapat overdispersi. Terdapat banyak proporsi nilai nol pada peubah respon dapat mengakibatkan overdispersi, maka model spasial yang dapat digunakan yaitu *Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression* (GWZIPR). Dalam pemodelan ini, diperlukan jarak antar lokasi dan *bandwidth* untuk pembobotan dalam model. Fungsi pembobot yang digunakan adalah fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*. Berdasarkan hasil permodelan terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013 dapat diketahui bahwa model GWPR terjadi overdispersi. Sehingga, model yang digunakan adalah GWZIPR. Berdasarkan hasil permodelan, diketahui bahwa peubah yang mempengaruhi jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013 dengan kedua pembobot pada model log dan logit adalah jumlah puskesmas dan hipertensi dalam kehamilan. Kedua pembobot sama baiknya dalam memodelkan jumlah kematian ibu usia dibawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013.

Kata kunci: GWPR, overdispersi, GWZIPR, Fungsi pembobot kernel

A GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ZERO INFLATED POISSON REGRESSION (GWZIPR) MODEL WITH ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL AND ADAPTIVE BISQUARE KERNEL WEIGHTING

ABSTRACT

A non linear regression analysis used in the distribution Poisson of response variable is Poisson regression. The differences in characteristic of geographic, economic, social and culture between the location of observation caused the spatial heterogeneity. Spatial analysis used to resolve the spatial heterogeneity is Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR). GWPR model can not be used if there is overdispersion. A large proportion of zeros excess at response variable can result overdispersion, so that spatial model which can be used is Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression (GWZIPR). This model is needed by the distance of interlocation and bandwidth for weighting in the model. The weighting function used is weighted function of adaptive gaussian and adaptive bisquare kernel. Based on the model result of the maternal mortality under 20 years in East Java on 2013 can be known by GWPR model occur overdispersion. Therefore, GWZIPR is the more suitable model used. According to the model result, it is known that variable influencing the maternal mortality death under 20 in East Java on 2013 with both of model log and model logit is the number of puskesmas and hypertension in pregnancy. Both of model log and logit are equally well on modelling the maternal mortality under 20 years in East Java on 2013.

Keywords: GWPR, overdispersion, GWZIPR, kernel weight functions.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Allah SWT atas rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan baik.

Dalam penulisan ini, penulis banyak dibantu oleh berbagai pihak. Oleh karena itu penulis ingin menyampaikan terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Henny Pramoedyo, MS selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan dan saran hingga skripsi ini terselesaikan dengan baik.

2. Dr. Suci Astutik, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pengaji I yang telah memberikan saran dalam penyusunan skripsi ini.

3. Dr. Dra. Umu Sa'adah, M.Si. selaku Dosen Pengaji II yang telah memberikan saran dalam penyusunan skripsi ini.

4. Bapak Ratno Bagus Edy Wibowo, S.Si., M.Si., Ph.D selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.

5. Keluarga tercinta terutama Ayah Soid, Ibu Sumartiningsih serta Adik Nisfu dan Adik Rizki untuk kasih sayang dan semangat yang selalu diberikan.

6. Teman-teman angkatan 2012 kakak tingkat Statistika 2011, teman-teman sebimbingan skripsi, Ekwinda L.S.K., Aprilia R.A., Mas'uliyah P., Tririn D.A., Ainur R. atas perhatian, dukungan dan kehangatan persahabatan yang tiada tara.

7. Semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi yang tidak dapat disebutkan satu per satu terima kasih atas bantuan yang telah diberikan.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih kurang sempurna. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun untuk penulisan yang lebih baik. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Malang, April 2016

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI.....	ii
LEMBAR PERNYATAAN.....	iii
ABSTRAK.....	iv
ABSTRACT.....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR LAMPIRAN.....	xi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Regresi Poisson.....	5
2.2 Heterogenitas Spasial.....	6
2.3 Bandwidth Optimum.....	6
2.4 Pembobot Fungsi Adaptive Kernel.....	7
2.4.1 Pembobot Adaptive Gaussian Kernel.....	9
2.4.2 Pembobot Adaptive Bisquare Kernel.....	9
2.5 Model Geographically Weighted Poisson Regression.....	10
Repository Uni (GWPR).....	10
2.5.1 Pendugaan Parameter Model GWPR.....	11
2.5.2 Pengujian Parameter Model GWPR.....	12
2.6 Overdispersi.....	13
2.7 Model Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression (GWZIPR).....	14
2.7.1 Pendugaan Parameter Model GWZIPR.....	15
2.7.2 Pengujian Parameter Model GWZIPR.....	21
2.8 Pemilihan Pembobot Terbaik Model GWZIPR.....	23
2.9 Kehamilan usia di bawah 20 tahun.....	24
2.10 Kematian ibu.....	25

Repository Universitas Brawijaya	Repository Universitas Brawijaya	
Repository Universitas Brawijaya	Repository Universitas Brawijaya	
Repository Universitas Brawijaya	Repository Universitas Brawijaya	
Repository Universitas Brawijaya	2.11 Cakupan Fe3	25
Repository Universitas Brawijaya	2.12 Cakupan Pelayanan ibu hamil K4.....	25
Repository Universitas Brawijaya	2.13 Cakupan Pelayanan Nifas dengan Pelayanan Kesehatan (Yankes)	26
Repository Universitas Brawijaya	2.14 Hipertensi dalam kehamilan	26
BAB III METODE PENELITIAN.....	27	
Repository Universitas Brawijaya	3.1 Sumber Data.....	27
Repository Universitas Brawijaya	3.2 Metode Analisis Data.....	28
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	33	
Repository Universitas Brawijaya	4.1 Uji Heterogenitas Spasial	33
Repository Universitas Brawijaya	4.2 <i>Bandwidth</i> Optimum	33a
Repository Universitas Brawijaya	4.3 Pembobot Fungsi <i>Adaptive Kernel</i>	34
Repository Universitas Brawijaya	4.4 Pemodelan Metode <i>Geographically Weighted Poisson Regression</i> (GWPR)	35a
Repository Universitas Brawijaya	4.4.1 Pengujian Parameter secara Simultan Model GWPR	35
Repository Universitas Brawijaya	4.4.2 Pengujian Parameter secara Parsial Model GWPR	36
Repository Universitas Brawijaya	4.4.3 Pemodelan GWPR dengan pembobot <i>adaptive gaussian kernel</i> dan <i>adaptive bisquare kernel</i>	39
Repository Universitas Brawijaya	4.5 Overdispersi	40
Repository Universitas Brawijaya	4.6 Pemodelan <i>Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression</i> (GWZIPR)	41
Repository Universitas Brawijaya	4.6.1 Pengujian Parameter secara Simultan Model GWZIPR	41
Repository Universitas Brawijaya	4.6.2 Pengujian Parameter secara Parsial Model GWZIPR	42
Repository Universitas Brawijaya	4.6.3 Pemodelan GWZIPR dengan pembobot <i>adaptive gaussian kernel</i> dan <i>adaptive bisquare kernel</i>	49
Repository Universitas Brawijaya	4.7 Pemilihan Pembobot Terbaik Model GWZIPR	52
BAB V PENUTUP	55	
Repository Universitas Brawijaya	5.1 Kesimpulan	55
Repository Universitas Brawijaya	5.2 Saran	56
DAFTAR PUSTAKA	57	
LAMPIRAN	61	

DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 2.1. Hubungan ragam dan bias terhadap *bandwidth optimum*.....7

Gambar 2.2. Hubungan antara *bandwidth* dengan pengamatan pada *adaptive kernel*.....8

Gambar 2.3. Pembobot dengan fungsi kernel.....9

Gambar 3.1. Diagram Alir Analisis.....30

DAFTAR TABEL**Halaman**

Tabel 3.1. Peubah respon dan peubah prediktor.....	27
Tabel 4.1. <i>Bandwidth</i> optimum untuk setiap kabupaten/kota di Jawa Timur dalam meter.....	33
Tabel 4.2. Pengujian Serentak Model GWPR	36
Tabel 4.3. Peubah yang signifikan di Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan pembobot <i>adaptive gaussian</i> kernel dan <i>adaptive bisquare</i> kernel.....	36
Tabel 4.4. Pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot <i>adaptive gaussian</i> kernel	38
Tabel 4.5. Pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot <i>adaptive bisquare</i> kernel	38
Tabel 4.6. Pengujian Parameter model GWPR di Kabupaten Mojokerto dengan pembobot <i>adaptive gaussian</i> kernel dan <i>adaptive bisquare</i> kernel	39
Tabel 4.7. Uji overdispersi pada model GWPR dengan pembobot <i>adaptive gaussian</i> kernel dan <i>adaptive bisquare</i> kernel.....	40
Tabel 4.8. Peubah yang signifikan di Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan pembobot <i>adaptive gaussian</i> kernel dengan model GWZIPR.....	42
Tabel 4.9. Peubah yang signifikan di Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan pembobot <i>adaptive bisquare</i> kernel dengan model GWZIPR.....	43
Tabel 4.10. Pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot <i>adaptive gaussian</i> kernel dengan model GWZIPR.....	45
Tabel 4.11. Pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot <i>adaptive bisquare</i> kernel dengan model GWZIPR	47
Tabel 4.12. Pengujian Parameter model GWZIPR di Kabupaten Mojokerto dengan pembobot <i>adaptive gaussian</i> kernel dan <i>adaptive bisquare</i> kernel	49
Tabel 4.13. Pembobot model GWZIPR terbaik.....	53

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

Lampiran 1.	Data	61
Lampiran 2.	Koordinat kabupaten/kota di Jawa Timur dalam meter.....	63
Lampiran 3.	Heterogenitas Spasial.....	64
Lampiran 4.	<i>Bandwidth</i> di setiap kabupaten/kota dengan pembobot <i>adaptive gaussian kernel</i> dan <i>adaptive bisquare kernel</i>	65
Lampiran 5.	<i>Output</i> Jarak <i>euclidean</i> antar kabupaten/kota dalam meter.....	66
Lampiran 6.	<i>Output</i> pembobot <i>adaptive gaussian kernel</i>	67
Lampiran 7.	<i>Output</i> pembobot <i>adaptive bisquare kernel</i>	68
Lampiran 8.	<i>Output</i> penduga parameter pembobot <i>adaptive gaussian kernel</i> model GWPR.....	69
Lampiran 9.	<i>Output</i> penduga parameter pembobot <i>adaptive bisquare kernel</i> model GWPR.....	70
Lampiran 10.	<i>Output</i> hasil statistik uji <i>W</i> penduga parameter pembobot <i>adaptive gaussian kernel</i> model GWPR	71
Lampiran 11.	<i>Output</i> hasil statistik uji <i>W</i> penduga parameter pembobot <i>adaptive bisquare kernel</i> model GWPR	72
Lampiran 12.	<i>Output</i> penduga parameter pembobot <i>adaptive gaussian kernel</i> model GWZIPR	73
Lampiran 13.	<i>Output</i> penduga parameter pembobot <i>adaptive bisquare kernel</i> model GWZIPR	74
Lampiran 14.	<i>Output</i> hasil statistik uji <i>W</i> pembobot <i>adaptive gaussian kernel</i> model GWZIPR	75
Lampiran 15.	<i>Output</i> hasil statistik uji <i>W</i> penduga parameter pembobot <i>adaptive bisquare kernel</i> model GWZIPR	76
Lampiran 16.	Peta hasil pengelompokan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan pembobot <i>adaptive gaussian kernel</i>	77
Lampiran 17.	Peta Hasil pengelompokan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan pembobot <i>adaptive bisquare kernel</i>	78
Lampiran 18.	Syntax dengan Software R model GWZIPR	79

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Penerapan statistika banyak digunakan dalam penelitian. Salah satu penerapan statistika bertujuan untuk mengetahui hubungan antara peubah respon dan peubah prediktor. Analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara peubah respon dan peubah prediktor adalah analisis regresi. Analisis regresi non linier yang digunakan pada peubah respon berdistribusi *Poisson* yang berupa *count* adalah regresi *Poisson*. Perbedaan karakteristik geografis, ekonomi, sosial dan budaya antar lokasi pengamatan menyebabkan adanya heterogenitas spasial. Sehingga heterogenitas spasial tidak dapat diabaikan dalam analisis. Menurut Nakaya, Fotheringham, Brunsdon dan Carlton (2005) jika peubah respon diskrit maka dapat digunakan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). GWPR merupakan perkembangan dari model regresi *Poisson*. Model GWPR tidak dapat digunakan jika terdapat overdispersi. Overdispersi adalah ragam lebih besar daripada rata-rata sedangkan dalam regresi *Poisson* terdapat asumsi ekuidispersi yaitu rata-rata dan ragam sama (Dean dan Lawless, 1989).

Terdapat banyak proporsi nilai nol pada peubah respon mengakibatkan terjadi overdispersi maka model yang dapat digunakan yaitu model regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) (Lambert, 1992). Data yang diambil dari beberapa lokasi pengamatan mempengaruhi pendugaan parameter sehingga digunakan model *Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression* (GWZIPR) yang merupakan pengembangan model regresi ZIP dengan memperhatikan faktor geografis.

Pendugaan parameter model GWPR dan GWZIPR memerlukan matriks pembobot, yaitu pemberian pembobot pada data j sesuai dengan kedekatan lokasi pengamatan ke- j dengan lokasi pengamatan ke- i . Tujuan pemberian pembobot adalah untuk memberikan pendugaan parameter yang berbeda-beda pada lokasi pengamatan. Matriks pembobot dibentuk dari fungsi pembobot, di mana fungsi pembobot dipengaruhi oleh *bandwidth*. Fungsi pembobot yang digunakan adalah fungsi kernel. Fungsi kernel memberikan pembobot sesuai *bandwidth* optimum pada masing-masing lokasi pengamatan. Menurut Yrigoyen, Rodríguez dan Otero (2008) fungsi kernel antara lain fungsi *gaussian*, fungsi *bisquare*, fungsi *tricube*.

kernel, fungsi *fixed* atau *adaptive* spasial kernel. Dalam penelitian ini fungsi pembobot yang digunakan hanya fungsi *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel. Pemilihan kedua pembobot ini dikarenakan menggunakan unsur jarak yang bersifat kontinu antarlokasi pengamatan dan data pengamatan-pengamatan tersebut dengan pola yang terkelompok dan tidak beraturan.

Kehamilan ibu usia di bawah 20 tahun menyebabkan risiko yang tidak kalah berat. Beberapa risiko kehamilan pada usia di bawah 20 tahun adalah bayi dilahirkan mengalami cacat fisik karena organ reproduksi belum sempurna, kelahiran prematur, kekurangan zat besi, keracunan saat kehamilan dan kematian ibu yang tinggi (UNICEF dkk, 2010). Menurut BPS, BKKBN dan Kementerian Kesehatan (2013) angka kematian ibu di Indonesia untuk periode 2008-2012 mencapai 359 per 100000 kehamilan hidup dengan angka kematian bayi 32 per 1000 kelahiran hidup sedangkan angka kehamilan remaja usia 15-19 tahun mencapai 48 dari 1000 kehamilan pada tahun 2012. Di Jawa timur angka kematian ibu tahun 2012 mencapai 97.43 per 100000 kelahiran hidup dan 97.39 per 100000 kelahiran hidup tahun 2013 (Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, 2014). Jumlah kematian ibu terdiri dari kematian ibu hamil, kematian ibu bersalin dan kematian ibu nifas. Jumlah kematian ibu serta faktor yang mempengaruhi setiap wilayah di Jawa Timur berbeda-beda. Hal ini menyebabkan keheterogenan antar wilayah yang memiliki perbedaan karakteristik geografis, ekonomi, sosial dan budaya.

Penelitian sebelumnya menggunakan model *Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression* (GWZIPR) diteliti oleh Nusantara (2015) tentang studi kasus jumlah penyakit *Tetanus Neonatrium* di Provinsi Jawa Timur tahun 2012. Sedangkan jumlah kematian ibu pernah diteliti oleh Kartiningrum (2013) dengan menggunakan analisis Regesi *Zero Inflated Poisson*. Jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 terdapat faktor geografis sehingga diperlukan analisis yang dapat memodelkan secara lokal pada setiap lokasi pengamatan. Maka analisis yang dapat digunakan dalam penelitian jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 adalah model *Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression* (GWZIPR).

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian berdasarkan penjelasan latar belakang adalah:

1. Bagaimana pemodelan dengan GWZIPR dengan pembobot *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel terhadap kasus jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 dan informasi apa yang dapat diperoleh dari model GWZIPR ?

2. Pembobot terbaik manakah dari model GWZIPR untuk memodelkan jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Provinsi Jawa Timur tahun 2013?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Mendapatkan model GWZIPR dengan pembobot *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel serta mendapatkan informasi dari pemodelan GWZIPR terhadap kasus jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Provinsi Jawa Timur tahun 2013.

2. Mendapatkan pembobot terbaik dari model GWZIPR dalam memodelkan jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Provinsi Jawa Timur tahun 2013.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Jarak yang digunakan dalam penentuan pembobot adalah jarak *euclidean*.

2. Penentuan *bandwidth* optimum menggunakan *Cross Validation (CV)*.

3. Pembobot yang digunakan dalam pendugaan parameter adalah *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel.

4. Pemilihan pembobot terbaik menggunakan uji F.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Memberikan wawasan keilmuan yang berkaitan dengan model *Geographically Weighted Poisson Regression* dan model *Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression* yang terboboti.
2. Memberikan informasi faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur supaya dapat menjadi peringatan dini untuk mencegah terjadinya kematian ibu.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Poisson

Analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara peubah respon (Y) dan peubah prediktor (X) di mana peubah respon berbentuk *count* dan berdistribusi *Poisson* adalah regresi *Poisson*. Dengan $Y \sim \text{Poisson}(\mu)$ dan fungsi kepekatan peluang *Poisson* menurut Cameron dan Trivedi (1998) adalah

$$(Y = y | \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}, \quad y = 0, 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

Bentuk matriksa peubah respon (Y), peubah prediktor (X) dan parameter (β) regresi Poisson adalah

$$\boldsymbol{\gamma} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

Model regresi Poisson menurut Myers (1990) adalah

= $\mu_i + \varepsilon_i$

Model regresi Poisson merupakan *Generalized Linear Model* dengan fungsi penghubung g di mana $g = \sum_{p=0}^k x_{ip}\beta_p$. Rata-rata Poisson merupakan nilai non negatif maka dari itu digunakan fungsi og sebagai penghubung sebagai berikut:

$\ln(\mu_i) = \sum_{p=0}^k x_{ip} \beta_p$. Universitas Brawijaya Report

sehingga model regresi Poisson adalah:

$$\ln(\mu_i) = \beta_0 + x_{i1}\beta_1 + x_{i2}\beta_2 + \dots + x_{ik}\beta_k$$

$$\mu_i = \exp(x_i \beta) \quad (2.2)$$

di mana:

$\equiv 1, 2, \dots, n$; n = banyaknya lokasi pengamatan

$j = 1, 2, \dots, k$; k = banyaknya peubah prediktor

y_i : peubah respon pada lokasi pengamatan ke- i

μ_i : rata-rata peubah respon pada lokasi pengamatan ke- i yang merupakan ekspektasi dari Y di mana $Y \sim Poisson(\mu)$

\mathbf{x}_i : vektor peubah prediktor pada lokasi pengamatan ke- i

β : vektor parameter regresi Poisson berukuran $(k + 1) \times 1$.

2.2 Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial terjadi karena perbedaan karakteristik lokasi pengamatan satu dengan lokasi pengamatan lain yang saling berdekatan. Perbedaan karakteristik antara satu titik lokasi pengamatan dengan titik lokasi pengamatan yang lain menyebabkan keragaman spasial. Heterogenitas spasial dapat menyebabkan pendugaan parameter menjadi bias (Greene, 1991). Regresi Poisson mengabaikan heterogenitas spasial sehingga memungkinkan pendugaan parameter menjadi bias. Menurut Anselin (1988) hipotesis yang mendasari pengujian heterogenitas spasial menggunakan uji Breusch-Pagan yaitu:

$$H_0: \sigma^2(u_1, v_1) = \dots = \sigma^2(u_n, v_n) = \sigma^2$$
$$H_1: \text{paling sedikit terdapat satu } \sigma^2(u_i, v_i) \neq \sigma^2$$

Statistik uji BP adalah:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \sim \chi^2_{(k)} \quad (2.3)$$

dengan vektor \mathbf{f} berukuran $n \times 1$ adalah

$$\mathbf{f} = \left[\left(\frac{e_1^2}{\sigma^2} \right) - 1, \dots, \left(\frac{e_n^2}{\sigma^2} \right) - 1 \right]^T$$

di mana

$i = 1, 2, \dots, n$ dengan i adalah lokasi pengamatan ke- i

k : banyak peubah prediktor

\mathbf{Z} : matriks berdimensi $n \times (k + 1)$ yang berisi peubah prediktor

Repository yang telah standarisasi untuk setiap pengamatan

σ^2 : ragam residual (e_i) dari model regresi Poisson

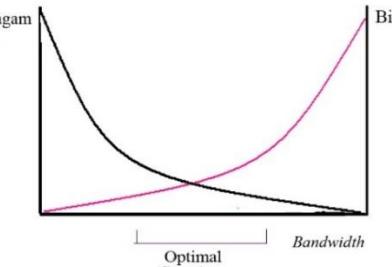
e_i : residual untuk pengamatan ke- i dari model regresi Poisson

Kriteria keputusan tolak H_0 jika $BP > \chi^2_{(\alpha, k)}$ yang artinya terdapat heterogenitas spasial. Jika terjadi heterogenitas maka diperlukan analisis spasial untuk mengatasi heterogenitas spasial.

2.3 Bandwidth Optimum

Bandwidth merupakan radius (h) suatu lingkaran sehingga sebuah titik lokasi pengamatan yang berada dalam radius lingkaran masih dianggap berpengaruh dalam membentuk parameter di titik lokasi pengamatan ke- i (Maulani, 2013). Oleh karena itu, pengamatan yang terletak dalam radius h masih dianggap berpengaruh terhadap model pada lokasi tersebut sehingga akan diberi bobot yang akan bergantung pada fungsi yang digunakan.

Menurut Fotheringham, Brunsdon dan Charlton (2002) pemilihan *bandwidth* optimum dapat mengatur ragam dan bias dari data. Jika nilai *bandwidth* sangat kecil akan menyebabkan ragam besar karena sedikit pengamatan yang berada dalam radius h dan sebaliknya jika nilai *bandwidth* sangat besar akan menyebabkan bias besar karena semakin banyak pengamatan yang berada dalam radius h . Oleh karena itu, pemilihan *bandwidth* optimum menjadi sangat penting. Gambar 2.1. menunjukkan hubungan antara ragam dan bias yang berbanding terbalik.



Gambar 2.1. Hubungan ragam dan bias terhadap *bandwidth* optimum

Metode yang digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum digunakan metode *Cross Validation* (CV) sebagai berikut:

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(h))^2 \quad (2.4)$$

di mana:

$i = 1, 2, \dots, n$; n : banyaknya lokasi pengamatan

y_i : peubah respon pada lokasi pengamatan ke- i

$\hat{y}_{\neq i}$: nilai penduga lokasi pengamatan ke- i yang diperoleh tanpa melibatkan lokasi pengamatan ke- i .

Bandwidth dikatakan optimum jika didapatkan CV yang minimum.

2.4 Pembobotan Fungsi Adaptive Kernel

Pemilihan pembobot sangat penting dalam penduga parameter karena dapat memberikan hasil penduga parameter yang berbeda-beda dari setiap lokasi pengamatan. Menurut Leung, Mei dan Zhang (2000) penduga parameter di suatu lokasi ke- i akan lebih dipengaruhi oleh titik-titik yang dekat dengan lokasi tersebut daripada 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 $\mathbf{W}(u_i, v_i)$ berukuran $n \times n$.

$$\mathbf{W}(u_i, v_i) = \text{diag}[w_{1j}(u_i, v_i), w_{2j}(u_i, v_i), \dots, w_{nj}(u_i, v_i)]$$

Sebelum menentukan matriks pembobot $\mathbf{W}(u_i, v_i)$ di lokasi ke- i yang terletak pada koordinat garis lintang dan garis bujur (u_i, v_i) yaitu

terlebih dahulu menentukan fungsi pembobot yang akan digunakan.

Jika lokasi ke- j terletak pada koordinat (u_j, v_j) maka akan diperoleh

jarak *euclidean* (d_{ij}) antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j dengan

persamaan sebagai berikut:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (2.5)$$

$$i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, n, i \neq j$$

Penentuan pembobot $w_{ij}(u_i, v_i)$ menggunakan fungsi kernel.

Fungsi kernel memberikan pembobot sesuai *bandwidth* optimum pada

masing-masing lokasi pengamatan.

Menurut Carlton dan Fotheringham (2009) penggunaan metode

adaptive kernel bagi penentuan nilai *bandwidth* akan cocok untuk

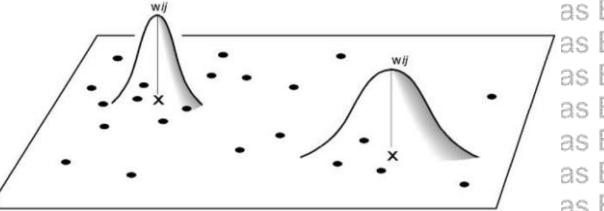
pengamatan-pengamatan yang tersebar dengan pola yang terkelompok

dan tidak beraturan. Metode *adaptive* kernel dapat menyesuaikan

dengan kondisi titik pengamatan sehingga nilai *bandwidth* akan

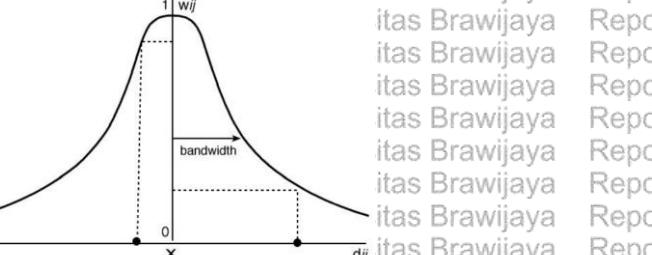
berbeda-beda untuk setiap lokasi pengamatan. Fotheringham dkk,

(2002) menggambarkan pembobot *adaptive* kernel pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2. Hubungan antara *bandwidth* dengan pengamatan pada *adaptive kernel*

Gambar 2.2 menunjukkan nilai *bandwidth* kecil digunakan untuk data yang tersebar secara padat atau terkelompok dan nilai *bandwidth* besar akan digunakan untuk data yang tersebar atau jarang. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 2.3. dalam menggambarkan pembobot dengan fungsi kernel.



Gambar 2.3. Pembobot dengan fungsi kernel

di mana:

- x : titik lokasi pengamatan ke- i
- \bullet : titik lokasi pengamatan ke- j
- w_{ij} : pembobot dari titik lokasi pengamatan ke- i terhadap titik lokasi pengamatan ke- j
- d_{ij} : jarak antara titik lokasi pengamatan ke- i terhadap titik lokasi pengamatan ke- j

Beberapa pembobot *adaptive kernel* yang digunakan menurut Leung dkk (2000) yaitu:

2.4.1 Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*

Jika i sama dengan j maka pembobot dari titik akan tunggal sedangkan pembobotan dari data lain akan menurun berdasarkan pada kurva *gaussian* seiring dengan meningkatnya jarak antara i dan j (d_{ij}). Fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* yaitu:

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{h_i^2}\right) \quad (2.6)$$

di mana:

- $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, n, i \neq j$
- d_{ij} : jarak *euclidean* antara lokasi ke- i dengan lokasi ke- j
- h_i : lebar *bandwidth* pada lokasi pengamatan ke- i .

2.4.2 Pembobot *Adaptive Bisquare Kernel*

Jika jarak antara lokasi pengamatan ke- i dengan lokasi ke- j lebih besar dari nilai *bandwidth* (h) maka lokasi tersebut diberi bobot nol. Sebaliknya jika jarak antar lokasi tersebut kurang dari atau sama dengan nilai *bandwidth* maka diberi bobot mendekati satu seiring dengan dekatnya jarak antara lokasi pengamatan ke- i dengan

pengamatan ke- j . Fungsi pembobot *adaptive bisquare kernel* sebagai berikut:

$$w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \frac{d_{ij}^2}{h_i^2}\right)^2, & d_{ij} \leq h_i \\ 0, & d_{ij} > h_i \end{cases} \quad (2.7)$$

2.5 Model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR)

Model GWPR merupakan pengembangan dari regresi *Poisson* yang menghasilkan penduga parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi pengamatan karena menggunakan pembobot dalam pendugaan parameter. Menurut Fotheringham dkk (2002) model GWPR dikembangkan dari GWR yaitu suatu teknik yang membawa kerangka dari model sederhana menjadi model regresi yang terboboti. Koefisien regresi model GWPR dipengaruhi oleh letak geografis baik koordinat lintang (u_i) maupun bujur (v_i). Dengan mengasumsikan Model GWPR berdistribusi *Poisson* didapat model GWPR sebagai berikut:

$$y_i \sim \text{poisson}(\mu)$$

Model regresi GWPR adalah:

$$\hat{\mu}_i = \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \sum_{p=1}^k \beta_p(u_i, v_i)x_{ip}) \quad (2.8)$$

$$\mu_i = \exp(x_i \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))$$

di mana:

$i = 1, 2, \dots, n$; n = banyak lokasi pengamatan

$p = 1, 2, \dots, k$; k = banyak peubah prediktor

(u_i, v_i) : koordinat lintang dan bujur dari titik ke- i pada suatu lokasi pengamatan berdasarkan UTM

$\beta_0(u_i, v_i)$: koefisien intersep model GWPR

$\beta_p(u_i, v_i)$: parameter regresi ke- p pada lokasi pengamatan ke- i

x_{ip} : nilai peubah prediktor ke- p pada setiap lokasi pengamatan ke- i

$\hat{\mu}_i$: penduga rata-rata peubah respon pada lokasi pengamatan ke- i

$\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = (\beta_0(u_i, v_i), \beta_1(u_i, v_i), \dots, \beta_k(u_i, v_i))^T$

$x_i = (1 \ x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{ik})$

Nilai harapan dan ragam dari model GWPR adalah:

$$E(y_i | x_i) = \mu_i = \exp(x_i \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) \quad (2.9)$$

$$V(y_i | x_i) = \mu_i = \exp(x_i \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) \quad (2.10)$$

2.5.1 Pendugaan parameter model GWPR

Pendugaan parameter model GWPR menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Fungsi *likelihood* yang terbentuk adalah:

$$L(\beta(u_i, v_i)) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!} \quad (2.11)$$

Langkah selanjutnya membentuk *ln likelihood* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln(L(\beta(u_i, v_i))) &= \ln\left(\prod_{i=1}^n \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}\right) \\ \ln(L(\beta(u_i, v_i))) &= \sum_{i=1}^n \ln\left(\frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}\right) \\ &= \sum_{i=1}^n (\ln(e^{-\mu_i}) + \ln(\mu_i^{y_i}) - \ln(y_i!)) \\ &= \sum_{i=1}^n (-\mu_i + y_i \ln(\mu_i) + \ln(y_i!)) \end{aligned} \quad (2.12)$$

Subtitusikan persamaan (2.8) kedalam (2.12) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln(L(\beta(u_i, v_i))) &= \sum_{i=1}^n (-\exp(x_i \beta(u_i, v_i)) + \\ &\quad + y_i \ln(\exp(x_i \beta(u_i, v_i))) - \ln(y_i!)) \\ &= -\sum_{i=1}^n \exp(x_i \beta(u_i, v_i)) + \sum_{i=1}^n (x_i \beta(u_i, v_i)) y_i - \sum_{i=1}^n \ln(y_i!) \end{aligned} \quad (2.13)$$

Model GWPR terdapat pembobot $w_{ij}(u_i, v_i)$ untuk menduga parameter sehingga fungsi *ln likelihood* dengan pembobot adalah:

$$\ln f(\beta(u_i, v_i)) = \left[-\sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i) \exp(x_i \beta(u_i, v_i)) + \sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i) (x_i \beta(u_i, v_i)) y_i - \sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i) \ln(y_i!) \right] \quad (2.14)$$

Pendugaan parameter didapat dengan memaksimalkan persamaan (2.14). Parameter $\beta(u_i, v_i)$ pada persamaan (2.14) diturunkan dan disama dengan nol sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln f(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta^T(u_i, v_i)} &= \sum_{i=1}^n x_i^T w_{ij}(u_i, v_i) \exp(x_i \beta(u_i, v_i)) + \\ &\quad \sum_{i=1}^n x_i^T w_{ij}(u_i, v_i) y_i - \sum_{i=1}^n x_i^T w_{ij}(u_i, v_i) \exp(x_i \beta(u_i, v_i)) + \sum_{i=1}^n x_i^T w_{ij}(u_i, v_i) y_i = 0 \end{aligned} \quad (2.15)$$

Persamaan (2.15) merupakan persamaan yang berbentuk implisit sehingga perlu digunakan teknik optimasi untuk mendapatkan

pendugaan parameter terboboti yaitu dengan menggunakan iterasi *Newton-Raphson* sebagai berikut:

1. Menentukan penduga awal parameter $\beta_{(0)}$ dengan metode kuadrat terkecil $\hat{\beta}_{(0)} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}$.

2. Membentuk vektor $\mathbf{g}_{(m)} \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i)$

$$\mathbf{g}_{(m)}^T \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i)_{(k+1) \times 1} = \left(\frac{\partial \ln f(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_0}, \dots, \frac{\partial \ln f(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_p(u_i, v_i)} \right)^T$$

$p = 1, 2, \dots, k$; k = banyaknya peubah prediktor.

3. Menduga iterasi Newton-raphson parameter β pada saat $m + 1$

$$\hat{\beta}_{(m+1)}(u_i, v_i) = \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i) - \mathbf{H}_{(m)}^{-1} \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i) \mathbf{g}_{(m)} \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i) \quad (2.16)$$

di mana:

$$\mathbf{g}_{(m)} \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i) = \frac{\partial \ln f(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta^T(u_i, v_i)} \text{ pada persamaan (2.15)}$$

atau dapat ditulis $\mathbf{g}_{(m)} \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i) = \mathbf{X}^T \mathbf{W}(\mathbf{Y} - \boldsymbol{\mu})$.

4. Membentuk matriks Hessian (\mathbf{H}) yang merupakan turunan kedua sebagai berikut:

$$\mathbf{H}_{(m)} \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i) = \frac{\partial^2 \ln f(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta(u_i, v_i) \partial \beta^T(u_i, v_i)} \\ = - \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \mathbf{w}_{ij}(u_i, v_i) \exp(\mathbf{x}_i \beta(u_i, v_i)) \mathbf{x}_i$$

$$\text{atau } \mathbf{H}_{(m)} \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i) = -\mathbf{X}^T \mathbf{W} \boldsymbol{\mu} \mathbf{X} \quad (2.17)$$

5. Subtitusikan nilai $\hat{\beta}_{(0)}$ ke dalam elemen-elemen vektor \mathbf{g} dan matriks \mathbf{H} sehingga diperoleh $\mathbf{g}(\hat{\beta}_{(0)})$ dan $\mathbf{H}(\hat{\beta}_{(0)})$.

6. Dimulai dari $m = 0$ dilakukan iterasi pada persamaan (2.16).

Iterasi akan berhenti sampai didapatkan keadaan yang konvergen di mana $|\hat{\beta}_{(m+1)}(u_i, v_i) - \hat{\beta}_{(m)}(u_i, v_i)| \leq \varepsilon$ dan ε adalah nilai yang sangat kecil dan sudah ditentukan sebelumnya misal 10^{-4} .

2.5.2 Pengujian parameter model GWPR

a. Pengujian Simultan

Hipotesis pengujian parameter model GWPR secara simultan menggunakan *likelihood ratio test* (G) sebagai berikut:

$H_0: \beta_1(u_1, v_1) = \beta_2(u_2, v_2) = \cdots = \beta_k(u_i, v_i) = 0$
 $H_1:$ paling tidak terdapat satu $\beta_p(u_i, v_i) \neq 0; p = 1, 2, \dots, k$

$$G = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right] \sim \chi^2_{(n-(k+1))} \quad (2.18)$$

di mana:

G : nilai devians model GWPR atau *likelihood ratio*

$$L(\hat{\omega}) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-\hat{\mu}_i} \hat{\mu}_i^{y_i}}{y_i!} \text{ dengan } \hat{\mu}_i = \exp(\hat{\beta}_0(u_i, v_i))$$

$$L(\hat{\Omega}) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-\hat{\mu}_i} \hat{\mu}_i^{y_i}}{y_i!} \text{ dengan } \hat{\mu}_i = \exp(\sum_{p=0}^k \hat{\beta}_p(u_i, v_i)x_{ip}).$$

Kriteria keputusan tolak H_0 jika $G > \chi^2_{\alpha, n-(k+1)}$ yang artinya paling tidak terdapat salah satu parameter model GWPR signifikan.

b. Pengujian Parsial

Pengujian parsial untuk setiap parameter model GWPR dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \beta_p(u_i, v_i) = 0$

$H_1: \beta_p(u_i, v_i) \neq 0, p = 1, 2, \dots, k$

Statistik uji Wald (W):

$$\hat{\beta}_p(u_i, v_i)$$

$$W = \frac{\hat{\beta}_p(u_i, v_i)}{se(\hat{\beta}_p(u_i, v_i))} \sim Z_{(0,1)} \quad (2.19)$$

Statistik uji W mengikuti distribusi normal baku. Kriteria keputusan tolak H_0 jika statistik uji $W > Z_{\alpha/2}$ yang artinya parameter ke- j pada lokasi ke- i pada garis lintang dan bujur (u_i, v_i) berpengaruh signifikan terhadap model.

2.6 Overdispersi

Overdispersi adalah nilai ragam lebih besar dari nilai rata-rata.

Overdispersi dapat disebabkan oleh keragaman hasil pengamatan, korelasi antar respon individual dan pengelompokan dalam populasi. Akibat overdispersi adalah model yang terbentuk akan menghasilkan penduga parameter yang bias, menimbulkan kesalahan dalam pendugaan parameter akhirnya interpretasi model menjadi tidak tepat dan beberapa prediksi menjadi salah (Hinde dan Demetrio, 1998).

Pemeriksaan overdispersi dapat dilihat dari nilai devians dibandingkan dengan derajat bebas:

derajat bebas(db)

(2.20)

Data dikatakan overdispersi jika devians dibagi dengan derajat bebas menghasilkan nilai lebih besar dari 1. Dengan derajat bebasnya adalah $n - (k + 1)$.

2.7 Model *Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression (GWZIPR)*

Proporsi nilai nol dapat mengakibatkan pelanggaran pada asumsi kkesamaan rata-rata dan ragam pada distribusi Poisson. Pelanggaran yang terjadi biasanya adalah ragam lebih besar daripada rata-rata atau overdispersi sehingga regresi Poisson tidak dapat digunakan. Analisis regresi yang digunakan pada data count dengan peubah respon mengandung nilai nol dalam proporsi besar atau *zero inflation* adalah *Zero Inflated Poisson (ZIP)* (Lambert, 1992). Karakteristik geografis, ekonomi, sosial dan budaya antar lokasi memberikan pengaruh jika diterapkan pada model regresi ZIP. Oleh karena itu, model yang digunakan adalah model GWZIPR.

Untuk setiap pengamatan pada peubah respon dari lokasi u_i, v_i yang berbeda dan saling bebas maka

$$y_i \sim \begin{cases} 0, \text{ dengan peluang } \pi_i \\ \text{Poisson } (\mu), \text{ dengan peluang } (1 - \pi_i) \end{cases} \quad (2.21)$$

Model GWZIPR peubah respon (Y) memiliki peluang yang berbeda untuk $y = 0$ dan $y > 0$ dengan fungsi kepekatan peluang untuk y_i adalah:

$$P(Y = y | \mu, \pi) = \begin{cases} \pi + (1 - \pi)e^{-\mu}, & y = 0 \\ (1 - \pi) \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}, & y > 0 \end{cases}$$

Model GWZIPR ditunjukkan dengan persamaan (2.22) dan (2.23).

$$\hat{\mu}_i = e^{x_i \beta(u_i, v_i)} \quad (2.22)$$

$$\hat{\pi}_i = \frac{e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}}{1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}} \quad (2.23)$$

$$\beta(u_i, v_i) = (\beta_0(u_i, v_i), \beta_1(u_i, v_i), \dots, \beta_k(u_i, v_i))^T$$

$$\gamma(u_i, v_i) = (\gamma_0(u_i, v_i), \gamma_1(u_i, v_i), \dots, \gamma_k(u_i, v_i))^T$$

$$x_i = (1 \ x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{ik})$$

$\beta(u_i, v_i)$ dan $\gamma(u_i, v_i)$ merupakan vektor dari parameter regresi yang akan diduga terletak pada lokasi u_i, v_i berukuran $(k+1) \times 1$. Sedangkan x_i adalah vektor yang berisi peubah prediktor yang berhubungan dengan peluang *zero state* ($y_i = 0$) dan rata-rata pada *Poisson state* ($y_i > 0$) dan berukuran $1 \times (k+1)$. Sedangkan nilai harapan dan ragam adalah:

$$\text{Repository } E(Y) = \mu(1 + \pi) \quad (2.24)$$

$$\text{Repository } V(Y) = \mu(1 + \pi)(1 + \mu\pi) \quad (2.25)$$

2.7.1 Pendugaan parameter model GWZIPR

Pendugaan parameter model GWZIPR menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Fungsi kepekatan peluang dari model GWZIPR adalah:

$$\begin{aligned} P(Y = y_i) &= \frac{e^{x_i \gamma(u_i, v_i)} + \exp(-e^{x_i \beta(u_i, v_i)})}{1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}}, \quad y_i = 0 \\ &= \frac{1}{1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}} (\exp(-e^{x_i \beta(u_i, v_i)}) + x_i \beta(u_i, v_i) y_i)) \\ &\quad \frac{1}{1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}} y_i!, \quad y_i > 0 \end{aligned} \quad (2.26)$$

Parameter pada persamaan (2.26) diduga dengan menggunakan MLE. Fungsi *likelihood* adalah:

$$\begin{aligned} L(y(u_i, v_i), \beta(u_i, v_i)) &= \prod_{i=1}^n \left(\frac{e^{x_i \gamma(u_i, v_i)} + \exp(-e^{x_i \beta(u_i, v_i)})}{1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}} \right), \quad y_i = 0 \\ &= \prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}} (\exp(-e^{x_i \beta(u_i, v_i)}) + x_i \beta(u_i, v_i) y_i)) \right)^{y_i} y_i! \quad y_i > 0 \end{aligned} \quad (2.27)$$

Fungsi *ln likelihood* dari persamaan (2.27) adalah:

$$\begin{aligned} \ln L(y(u_i, v_i), \beta(u_i, v_i)) &= \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{e^{x_i \gamma(u_i, v_i)} + e^{-e^{x_i \beta(u_i, v_i)}}}{1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}} \right) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}), \quad y_i = 0 \\ &= \sum_{i=1}^n (-e^{x_i \beta(u_i, v_i)} + x_i \beta(u_i, v_i) y_i) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}) - \sum_{i=1}^n \ln y_i!, \quad y_i > 0 \end{aligned}$$



Letak faktor geografis dalam model GWZIPR ditunjukkan dengan koordinat (u_i, v_i) . Faktor pembobot pada model GWZIPR menunjukkan sifat lokal dari parameter dengan nilai yang berbeda-beda pada setiap lokasi. Persamaan (2.28) setelah diberi pembobot manjadi:

$$\begin{aligned} &= \sum_{i=1}^n \ln \left(e^{(x_i y(u_i, v_i))} + e^{(-e^{(x_i \beta(u_i, v_i))})} \right) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{(x_i \beta(u_i, v_i))}) + \\ &\quad \sum_{i=1}^n (-e^{(x_i \beta(u_i, v_i))} + x_i \beta(u_i, v_i)) y_i - \sum_{i=1}^n \ln y_i. \end{aligned} \quad (2.28)$$

$w_{ij}(u_i, v_i)$ merupakan pembobot dari lokasi ke- i ke lokasi ke- j .

Persamaan (2.29) disebut *incomplete likelihood* karena nilai nol pada suku pertama tidak diketahui berasal dari *zero state* atau *Poisson state*. Sehingga persamaan (2.29) diselesaikan dengan mendefinisikan kembali peubah Y dengan suatu peubah indikator Z di mana:

$$Z = \begin{cases} 1, & \text{jika } y_i \text{ dari zero state} \\ 0, & \text{jika } y_i \text{ dari poisson state} \end{cases} \quad (2.30)$$

Jika $y_i > 0$ maka nilai $Z = 0$ namun jika nilai $y_i = 0$ maka nilai Z dapat bernilai 0 atau 1, yang berarti $y_i = 0$ dapat berasal dari *zero state* maupun *Poisson state*. Penyelesaian *incomplete likelihood* dapat diselesaikan menggunakan algoritma EM (Ekspektasi Maksimalisasi). Algoritma EM merupakan salah satu alternatif metode iteratif untuk memaksimumkan fungsi *likelihood* yang terdapat data tidak lengkap dan dapat digunakan pada data yang terdapat peubah laten hasil mendugaan parameter Z pada persamaan (2.30) dengan algoritma EM.

R perlu ditentukan distribusi dari peubah Z yaitu:

$$P(Z = z_i) = \begin{cases} \pi_i, & \text{jika } z_i = 1 \\ 1 - \pi_i, & \text{jika } z_i = 0 \end{cases} \quad (2.31)$$

Saat $z_i = 1$ peluang Z adalah π_i sedangkan jika $z_i = 0$ maka peluang Z akan sama dengan peluang Y yang berdistribusi Poisson dengan parameter μ yaitu sebesar $1 - \pi_i$ seperti pada persamaan (2.21), sehingga peubah Z juga dapat didefinisikan berdistribusi binomial($1, \pi$) dengan $E(Z) = \pi_i$ dan $V(Z) = \pi_i(1 - \pi_i)$.

Setelah diketahui distribusi dari Z , langkah selanjutnya adalah membentuk distribusi bersama dari Y dan Z yaitu:

$$\begin{aligned} f(y_i, z_i | \beta(u_i, v_i), \gamma(u_i, v_i)) &= f(z_i) f(y_i | z_i) \\ &= f(z_i | 1, \pi_i) f(y_i | z_i, \mu_i) \\ &= (\pi_i)^{z_i} (1 - \pi_i)^{1-z_i} \left(\frac{\mu_i^{y_i} e^{-\mu_i}}{y_i!} \right)^{1-z_i} \end{aligned} \quad (2.32)$$

Subtitusikan persamaan (2.22) dan (2.23) ke persamaan (2.32), didapat:

$$f(y, z | \beta(u_i, v_i), \gamma(u_i, v_i)) = \left(\frac{1}{1 + e^{(x_i \beta(u_i, v_i))}} \right) \left(e^{(x_i \gamma(u_i, v_i))} \right)^{z_i} \left(\frac{\exp(-e^{(x_i \beta(u_i, v_i))})}{y_i!} \right)^{1-z_i} \quad (2.33)$$

Fungsi likelihood dan ln likelihood terboboti dari persamaan (2.33) adalah:

$$\begin{aligned} L(\beta(u_i, v_i), \gamma(u_i, v_i) | y, z) &= \prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{1 + e^{(x_i \beta(u_i, v_i))}} \right) \left(e^{(x_i \gamma(u_i, v_i))} \right)^{z_i} \left(\frac{e^{(-e^{(x_i \beta(u_i, v_i))})}}{y_i!} \right)^{1-z_i} \\ \ln(L(\beta(u_i, v_i), \gamma(u_i, v_i) | y, z)) &= \sum_{i=1}^n (z_i x_i \gamma(u_i, v_i) - \ln(1 + e^{(x_i \beta(u_i, v_i))})) w_{ij}(u_i, v_i) + \sum_{i=1}^n (1 - z_i) ((x_i \beta(u_i, v_i)) y_i - \ln(y_i!)) w_{ij}(u_i, v_i) \end{aligned} \quad (2.34)$$

Persamaan (2.34) adalah persamaan complete likelihood. Pendugaan parameter $\beta(u_i, v_i)$ dan $\gamma(u_i, v_i)$ dilakukan secara terpisah. Jadi fungsi ln likelihood dengan pembobot adalah:

Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya
 $\ln(L(\beta(u_i, v_i), \gamma(u_i, v_i) | y, z)) = \ln(L(\gamma(u_i, v_i) | y, z)) +$
 $R\ln(L(\beta(u_i, v_i) | y, z)) - \sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i)(1-z_i) \ln(y_i!)$

di mana:

$$\ln(L(\beta(u_i, v_i) | y, z)) = \sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i) \left((x_i \beta(u_i, v_i)) y_i - e^{(x_i \beta(u_i, v_i))} \right) \quad (2.35)$$

$$\ln(L(\gamma(u_i, v_i) | y, z)) = \sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i) \left(z_i x_i \gamma(u_i, v_i) - \ln(1 + e^{(x_i \gamma(u_i, v_i))}) \right) \quad (2.36)$$

Sedangkan persamaan $\sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i)(1-z_i) \ln(y_i!)$ dapat diabaikan karena vektor parameter $\beta(u_i, v_i)$ dan $\gamma(u_i, v_i)$ tidak terdapat pada persamaan tersebut.

Langkah-langkah tahap ekspektasi dan maksimalisasi dari algoritma EM adalah:

1. Menghitung nilai ekspektasi nilai Z_i , yaitu:

$$E(Z_i | y_i, \gamma^{(m)}(u_i, v_i), \beta^{(m)}(u_i, v_i)) = Z_i^{(m)}$$

$$Z_i^{(m)} = P(Z_i = 1 | y_i, \gamma^{(m)}(u_i, v_i), \beta^{(m)}(u_i, v_i))$$

$$= \begin{cases} P(Z_i = 1 | y_i = 0, \gamma^{(m)}(u_i, v_i), \beta^{(m)}(u_i, v_i)), & y_1 = 0 \\ 0, & y_1 > 0 \\ \frac{1}{1 + \exp(-x_i \gamma(u_i, v_i) - \exp(x_i \beta(u_i, v_i)))}, & y_1 = 0 \\ 0, & y_1 > 0 \end{cases} \quad (2.37)$$

Subtitusikan persamaan (2.37) pada persamaan (2.35) dan (2.36), yakni:

$$\ln(L(\beta(u_i, v_i) | y, Z^{(m)})) = \sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i)(1 - Z_i^{(m)}) \left(y_i(x_i \beta(u_i, v_i)) - e^{(x_i \beta(u_i, v_i))} \right) \quad (2.38)$$

$$\ln(L(\gamma(u_i, v_i) | y, Z^{(m)})) = \sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i) \left(Z_i^{(m)} x_i \gamma(u_i, v_i) - \ln(1 + e^{(x_i \gamma(u_i, v_i))}) \right) \quad (2.39)$$

2. Maksimalisasi $\beta(u_i, v_i)$ untuk mendapatkan $\beta(u_i, v_i)^{(m+1)}$ yaitu dengan memaksimumkan fungsi *likelihood* pada persamaan (2.39). Langkah metode Newton-Raphson adalah dengan

menurunkan fungsi *likelihood* dan disamadengarkan dengan nol pada persamaan (2.39) terhadap $(\beta(u_i, v_i))$ yaitu:

$$\frac{\partial \ln L(\beta(u_i, v_i) | y, Z^{(m)})}{\partial (\beta(u_i, v_i))} = 0 \quad (2.40)$$

$$\sum_{i=1}^n w_{ij}(u_i, v_i)(1 - Z_i^{(m)}) (\mathbf{x}_i^T y_i - \mathbf{x}_i^T e^{(x_i \beta(u_i, v_i))}) = 0 \quad (2.40)$$

Metode Newton-Raphson untuk penduga $\hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m+1)}$ adalah:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m+1)} = \hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m)} - \mathbf{H}^{-1(m)}(\hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m)}) \mathbf{g}^{(m)} \hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m)} \quad (2.41)$$

dengan vektor gradien (\mathbf{g}) dan matriks Hessian (\mathbf{H}) adalah:

$$\mathbf{g}^{(m)} \hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m)} = \frac{\partial \ln L(\beta(u_i, v_i) | y, Z^{(m)})}{\partial (\beta(u_i, v_i))} \quad (2.42)$$

$$= \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T (1 - Z_i^{(m)}) w_{ij}(u_i, v_i) y_i + \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T (1 - Z_i^{(m)}) w_{ij}(u_i, v_i) e^{(x_i \beta(u_i, v_i))}$$

Jika persamaan (2.42) dalam bentuk matriks menjadi:

$$\mathbf{g}^{(m)} = \mathbf{X}^T \mathbf{S}^{(m)} \mathbf{W}(\mathbf{Y} - \boldsymbol{\mu}) \quad \text{dan}$$

$$\mathbf{H}^{(m)}(\hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m)}) = \frac{\partial^2 \ln L(\beta(u_i, v_i) | y, Z^{(m)})}{\partial \beta(u_i, v_i) \partial (\beta(u_i, v_i))} \quad (2.43)$$

$$= - \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T (1 - Z_i^{(m)}) w_{ij}(u_i, v_i) e^{(x_i \beta(u_i, v_i))} \mathbf{x}$$

Jika persamaan (2.43) dalam bentuk matriks adalah:

$$\mathbf{H}^{(m)} = -\mathbf{X}^T \mathbf{S}^{(m)} \mathbf{W}^{(m)} \mathbf{T} \mathbf{X}$$

$\mathbf{S}^{(m)}$ adalah matriks diagonal dengan $(1 - Z_i^{(m)})$ sebagai elemen diagonal utama dan \mathbf{T} adalah matriks diagonal dengan $\mu = e^{(x_i \beta(u_i, v_i))}$ sebagai diagonal utamanya.

3. Tahap maksimalisasi parameter $\gamma(u_i, v_i)$ berdasarkan tahap ekspektasi Z_i untuk setiap $y_i > 0$ nilai $Z_i^{(m)} = 0$ jadi persamaan (2.42) menjadi:

$$\ln(L(\gamma(u_i, v_i) | \mathbf{y}, \mathbf{Z}^{(m)})) = \sum_{i=1}^n Z_i^{(m)} \mathbf{x}_i \gamma(u_i, v_i) w_{ij}(u_i, v_i) + \sum_{i=1}^n Z_i^{(m)} \ln(1 + e^{(\mathbf{x}_i \gamma(u_i, v_i))}) w_{ij}(u_i, v_i) - \sum_{i=1}^n (1 + e^{(\mathbf{x}_i \gamma(u_i, v_i))}) w_{ij}(u_i, v_i) \quad (2.44)$$

Misalkan $y_1, y_2, \dots, y_{n_0} = 0$, n_0 adalah banyaknya tambahan lokasi pengamatan yang berisikan nilai nol untuk menyesuaikan tahapan maksimalisasi untuk parameter $\gamma(u_i, v_i)$, kemudian didefinisikan matriks diagonal $\mathbf{R}^{(m)}$ berukuran $(n+n_0) \times (n+n_0)$ dengan elemen diagonal utama:

$$\mathbf{r}_*^T = (1 - Z_1^{(m)}, \dots, 1 - Z_{n+1}^{(m)}, 1 - Z_{n+n_0}^{(m)})^T.$$

Serta didefinisikan juga:

$$\mathbf{y}_*^T = (y_1, y_2, \dots, y_n, y_{n+1}, \dots, y_{n+n_0}).$$

$\mathbf{x}_*^T = (1, x_1, x_2, \dots, x_k)$ berukuran $(k+1) \times (n+n_0)$

$$\boldsymbol{\pi}_*^T = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n, \pi_{n+1}, \dots, \pi_{n+n_0}).$$

Persamaan (2.44) dapat dituliskan dalam bentuk:

$$\ln(L(\gamma(u_i, v_i) | \mathbf{y}, \mathbf{Z}^{(m)})) = \sum_{i=1}^{n+n_0} \mathbf{r}_{*i}^{(m)} \mathbf{y}_{*i} \mathbf{x}_{*i} \gamma(u_i, v_i) w_{ij}(u_i, v_i) - \sum_{i=1}^{n+n_0} \mathbf{r}_{*i}^{(m)} \ln(1 + e^{(\mathbf{x}_{*i} \gamma(u_i, v_i))}) w_{ij}(u_i, v_i) \quad (2.45)$$

Langkah-langkah untuk mendapatkan $\hat{\gamma}(u_i, v_i)^{(m+1)}$ menggunakan metode iterasi Newton-Raphson dengan persamaan:

$$\begin{aligned} \hat{\gamma}(u_i, v_i)^{(m+1)} &= \hat{\gamma}(u_i, v_i)^{(m)} \\ &\quad - \mathbf{H}^{-1(m)}(\hat{\gamma}(u_i, v_i)^{(m)}) \mathbf{g}^{(m)} \hat{\gamma}(u_i, v_i)^{(m)} \end{aligned} \quad (2.46)$$

Vektor gradien (\mathbf{g}) dan matriks Hessian (\mathbf{H}) adalah:

$$\begin{aligned} \mathbf{g}^{(m)} \hat{\gamma}(u_i, v_i)^{(m)} &= \frac{\partial \ln L(\gamma(u_i, v_i) | \mathbf{y}, \mathbf{Z}^{(m)})}{\partial (\gamma(u_i, v_i))} \\ &= \sum_{i=1}^{n+n_0} \mathbf{x}_i^T \mathbf{r}_{*i}^{(m)} w_{ij}(u_i, v_i) y_{*i} - \sum_{i=1}^{n+n_0} \mathbf{x}_i^T \mathbf{r}_{*i}^{(m)} \left(\frac{e^{(\mathbf{x}_{*i} \gamma(u_i, v_i))}}{1 + e^{(\mathbf{x}_{*i} \gamma(u_i, v_i))}} \right) w_{ij}(u_i, v_i) \end{aligned} \quad (2.47)$$

Jika persamaan (2.47) dalam bentuk matriks menjadi:

$$\mathbf{g}^{(m)} = \mathbf{X}_i^T \mathbf{R}^{(m)} (\mathbf{y}_* - \boldsymbol{\pi}_0) \mathbf{W}$$

dan

$$\mathbf{H}^{(m)} = \mathbf{X}_i^T \mathbf{R}^{(m)} \mathbf{X}_i$$

$$\mathbf{H}^{(m)}(\hat{\gamma}(u_i, v_i)) = \frac{\partial^2 \ln L(\gamma(u_i, v_i) | \mathbf{y}, \mathbf{Z}^{(m)})}{\partial \gamma(u_i, v_i) \partial (\gamma(u_i, v_i))}^T$$

$$= -\sum_{i=1}^{n+n_0} \mathbf{x}_i^T r_i^{(m)} \left(\frac{e^{x_i^T r(u_i, v_i)}}{1+e^{x_i^T r(u_i, v_i)}} \right) \left(\frac{1}{1+e^{x_i^T r(u_i, v_i)}} \right) \mathbf{x}_i w_{ij}(u_i, v_i)$$
(2.48)

Jika persamaan (2.48) dalam bentuk matriks adalah:

$$\mathbf{H}^{(m)} = -\mathbf{X}_*^T \mathbf{R}^{(m)} \mathbf{Q}_* \mathbf{X}_* \mathbf{W}$$

di mana:

\mathbf{Q}_* : matriks diagonal dengan elemen diagonal utamanya

$\pi_i(1-\pi_i)$

$\mathbf{R}^{(m)}$: matriks diagonal dengan $(1-Z_i^{(m)})$ sebagai elemen diagonal utama

\mathbf{X}_* : matriks peubah prediktor

\mathbf{W} : matriks pembobot dengan $w_{ij}(u_i, v_i)$ sebagai elemen diagonal utama.

4. Mengganti $\beta(u_i, v_i)$ dan $\gamma(u_i, v_i)$ dengan $\hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m+1)}$ dan $\hat{\gamma}(u_i, v_i)^{(m+1)}$. Kemudian melakukan kembali langkah 1 yaitu tahap ekspektasi.

5. Tahap ekspektasi maksimalisasi dilakukan secara terus menerus sampai diperoleh penduga parameter $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ dan $\hat{\gamma}(u_i, v_i)$ yang konvergen dengan memenuhi $\|\hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m+1)} - \hat{\beta}(u_i, v_i)^{(m)}\| \leq \varepsilon$ dan $\|\hat{\gamma}(u_i, v_i)^{(m+1)} - \hat{\gamma}(u_i, v_i)^{(m)}\| \leq \varepsilon$, di mana ε adalah nilai yang sangat kecil dan sudah ditentukan sebelumnya misal 10^{-4} .

2.7.2 Pengujian Parameter Model GWZIPR

- a. Pengujian Parameter secara Simultan model GWZIPR

Pengujian simultan dilakukan untuk mengetahui signifikansi pada parameter $\beta(u_i, v_i)$ dan $\gamma(u_i, v_i)$. Hipotesis pendugaan parameter model GWZIPR secara simultan sebagai berikut:

$$H_0: \beta_1(u_i, v_i) = \dots = \beta_k(u_i, v_i) = \gamma_1(u_i, v_i) = \dots = \gamma_k(u_i, v_i) = 0$$

H_1 : paling tidak terdapat satu $\beta_p(u_i, v_i) \neq 0$ atau $\gamma_p(u_i, v_i) \neq 0$ $i = 1, 2, \dots, n$ dan $p = 1, 2, \dots, k$

Statistik uji yang digunakan yaitu uji rasio likelihood (devians).

Dalam hal ini nilai devians dibentuk dari parameter model penuh

$$(\Omega = (\beta(u_i, v_i), \gamma(u_i, v_i)))$$

dan model intersep ($\omega =$

Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya
 $R(\beta_0(u_i, v_i), \gamma_0(u_i, v_i))$) Devians terbentuk dari dua ln likelihood dari $L(\hat{\Omega})$ dan $L(\tilde{\omega})$ yakni:

$$G = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\Omega})}{L(\tilde{\omega})} \right] \sim \chi^2_{n-(k+1)}$$
$$= -2 \ln (L(\hat{\Omega}) - L(\tilde{\Omega}))$$
$$= \left[-2 \left(\sum_{i=1}^n (1 - Z_i^m) (\widehat{y_i \beta_0}(u_i, v_i) - e^{\beta_0(u_i, v_i)}) + \sum_{i=1}^n (Z_i^m \widehat{y_i}(u_i, v_i) - \ln(1 + e^{\gamma_0(u_i, v_i)})) \right) \right] + \left[2 \left(\sum_{i=1}^n (1 - Z_i^m) (x_i \widehat{\beta}(u_i, v_i) y_i - e^{x_i \widehat{\beta}(u_i, v_i)}) + \sum_{i=1}^n (Z_i^m x_i \widehat{\gamma}(u_i, v_i) - \ln(1 + e^{x_i \widehat{\gamma}(u_i, v_i)})) \right) \right] \quad (2.49)$$

G berdistribusi khi kuadrat dengan derajat bebas $(n - (k + 1))$, di mana n adalah banyak populasi dan k adalah banyak prediktor.

Tolak H_0 jika nilai $G \geq \chi^2_{n-(k+1), \alpha}$.

b. Pengujian Parsial Parameter model GWZIPR

Pengujian parsial bertujuan untuk mengetahui signifikansi masing-masing parameter $\beta(u_i, v_i)$ dan masing-masing parameter $\gamma(u_i, v_i)$ di setiap lokasi pengamatan. Berikut pengujian parsial pada parameter $\beta(u_i, v_i)$ dan $\gamma(u_i, v_i)$:

Pengujian Parsial Parameter $\beta(u_i, v_i)$

$H_0: \beta_p(u_i, v_i) = 0$
 $H_1: \beta_p(u_i, v_i) \neq 0$
 $i = 1, 2, \dots, n$ dan $p = 1, 2, \dots, k$

Pengujian parsial terhadap parameter $\beta(u_i, v_i)$ menggunakan statistik uji Wald (W) yaitu:

$$W = \frac{\widehat{\beta}(u_i, v_i)}{se(\widehat{\beta}(u_i, v_i))} \sim Z_{(0,1)} \quad (2.50)$$

Kriteria keputusan tolak H_0 jika $W > Z_{\alpha/2}$ yang artinya parameter ke- p pada lokasi ke- i pada garis lintang dan bujur (u_i, v_i) berpengaruh signifikan terhadap model GWZIPR.

Pengujian Parsial Parameter $\gamma(u_i, v_i)$

Pengujian parsial terhadap parameter $\gamma(u_i, v_i)$ menggunakan statistik uji W dengan hipotesis:

$$H_0: \gamma_p(u_i, v_i) = 0$$

Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya
 $H_1: \gamma_p(u_i, v_i) \neq 0$
 $i = 1, 2, \dots, n$ dan $p = 1, 2, \dots, k$
 Repository Universitas Brawijaya
 Statistik uji :

$$W = \frac{\hat{Y}(u_i, v_i)}{se(\hat{Y}(u_i, v_i))} \sim Z_{(0,1)} \quad (2.51)$$

Kriteria keputusan tolak H_0 jika $W > Z_{\alpha/2}$ yang artinya parameter ke- p pada lokasi ke- i pada garis lintang dan bujur (u_i, v_i) berpengaruh signifikan terhadap model GWZIPR.

2.8 Pemilihan Pembobot Terbaik Model GWZIPR

Menurut Cameron dan Trivedi (1998) pada model regresi linier devians sama dengan jumlah kuadrat galat. Jadi pemilihan pembobot terbaik model GWZIPR antara pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* dapat menggunakan nilai devians.

Persamaan devians untuk model GWZIPR dari himpunan parameter model penuh ($\Omega = (\beta(u_i, v_i) \text{ dan } \gamma(u_i, v_i); i = 1, \dots, n)$) dan model intersep ($\omega = (\beta_0(u_i, v_i) \text{ dan } \gamma_0(u_i, v_i); i = 1, \dots, n)$) adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} G &= -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right] \sim \chi^2_{n-(k+1)} \quad (2.52) \\ &= \left[-2 \left(\sum_{i=1}^n (1 - Z_i^m) \left(y_i \hat{\beta}_0(u_i, v_i) - e^{\hat{\beta}_0(u_i, v_i)} \right) + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \sum_{i=1}^n (Z_i^m \hat{\gamma}_0(u_i, v_i) - \ln(1 + e^{\hat{\gamma}_0(u_i, v_i)})) \right) \right] + \left[2 \left(\sum_{i=1}^n (1 - Z_i^m) (x_i \hat{\beta}(u_i, v_i) y_i - e^{x_i \hat{\beta}(u_i, v_i)}) + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \sum_{i=1}^n (Z_i^m x_i \hat{\gamma}(u_i, v_i) - \ln(1 + e^{x_i \hat{\gamma}(u_i, v_i)})) \right) \right] \end{aligned}$$

Dengan hipotesis :

H_0 : tidak terdapat perbedaan antara model GWZIPR dengan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*

H_1 : terdapat perbedaan antara model GWZIPR dengan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*

Statistik uji yang digunakan merupakan ukuran perbandingan nilai devians (G) dari model GWZIPR dengan pembobot yaitu:

$$F = \frac{\frac{G_1/df_1}{G_2/df_2}}{\sim F(df_1, df_2)} \quad (2.53)$$

G_1 adalah nilai devians dari pembobot *adaptive gaussian kernel* dengan derajat bebas $n_1 - (k_1 + 1)$ di mana n_1 adalah banyaknya lokasi pengamatan dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan k_1 adalah banyaknya prediktor dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan G_2 adalah nilai devians dari pembobot *adaptive bisquare kernel* dengan derajat bebas $n_2 - (k_2 + 1)$ di mana n_2 banyaknya lokasi pengamatan dengan pembobot *adaptive bisquare kernel* dan k_2 adalah banyaknya prediktor dengan pembobot *adaptive bisquare kernel*.

Statistik uji F mengikuti distribusi F. Kriteria keputusan tolak H_0 jika statistik uji $F > F_{\alpha(df_1, df_2)}$ yang artinya bahwa terdapat perbedaan antara fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* model GWZIPR.

2.9 Kehamilan usia di bawah 20 tahun

Di seluruh dunia, terutama negara berkembang, ada sekitar 50.000 remaja perempuan usia 15-19 tahun yang meninggal setiap tahun pada masa kehamilan atau pada saat proses persalinan. Sekitar satu juta bayi yang lahir dari remaja perempuan juga meninggal sebelum usia bayi mencapai satu tahun.

Kehamilan usia dini memiliki risiko tinggi. Beberapa risiko kehamilan ibu usia di bawah 20 tahun menurut UNICEF dkk (2010) adalah:

1. Remaja puteri umumnya memiliki pinggul dan kondisi sel telur yang belum berkembang sempurna sehingga dikhawatirkan bayi yang dilahirkan mengalami cacat fisik.
2. Kelahiran prematur maupun bayi lahir dengan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR). *Prematuritas* terjadi karena kurang matangnya alat reproduksi terutama rahim yang belum siap dalam suatu proses kehamilan dan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR).
3. Anemia saat kehamilan atau kekurangan zat besi. Pada saat hamil mayoritas seorang ibu mengalami anemia. Tambahan zat besi dalam tubuh fungsinya untuk meningkatkan jumlah sel darah merah, membentuk sel darah merah janin dan plasenta.
4. Keracunan saat Kehamilan (Pre-eklampsia). Keracunan kehamilan umumnya terjadi akibat tekanan darah yang terlalu tinggi atau hipertensi pada saat hamil atau ibu memiliki hipertensi sejak awal kehamilan.
5. Kematian ibu dan bayi tinggi.

2.10 Kematian Ibu

Kematian ibu menurut WHO dalam Kementerian Kesehatan RI (2014a) adalah kematian selama kehamilan atau dalam periode 42 hari setelah berakhirnya kehamilan akibat semua sebab yang terkait dengan kehamilan atau dalam penanganan tetapi bukan disebabkan oleh kecelakaan atau cidera. Menurut Departemen Kesehatan RI (2006) Kematian Ibu dikelompokkan menjadi (a) kematian sebagai akibat langsung kasus kebidanan dan (b) kematian sebagai akibat tidak langsung kasus kebidanan yang disebabkan penyakit yang sudah ada sebelumnya, atau penyakit yang tumbuh selama kehamilan dan bukan akibat langsung kasus kebidanan, tetapi diperberat oleh pengaruh fisiologi kehamilan.

Zaman sekarang masih banyak terjadi perkawinan, kehamilan dan persalinan di luar kurun waktu reproduksi yang sehat terutama usia muda. Menurut Mulyawati, Azam, dan Ningrum (2011) risiko kematian pada kelompok usia di bawah 20 tahun dan pada kelompok usia di atas usia 35 tahun adalah 3 kali lebih tinggi dari kelompok usia reproduksi sehat (20-34 tahun).

2.11 Cakupan Fe3

Zat besi (Fe) sangat dibutuhkan oleh ibu hamil untuk mencegah terjadinya anemia karena dapat menambah jumlah sel darah merah sehingga dapat menjaga pertumbuhan janin dan plasenta secara optimal. Kementerian Kesehatan menganjurkan agar ibu hamil mengonsumsi paling sedikit 90 pil zat besi selama kehamilannya (Departemen Kesehatan RI, 2001).

2.12 Cakupan Pelayanan Ibu Hamil K4

Kunjungan ibu hamil K4 adalah kontak ibu hamil minimal empat kali selama masa kehamilan untuk mendapatkan pelayanan antenatal, dilakukan minimal satu kali kontak pada trimester pertama, satu kali pada trimester kedua dan dua kali pada trimester ketiga. (Kementerian Kesehatan RI, 2014b). Dalam penerapan operasional dikenal standar minimal yaitu timbang berat badan, mengukur tekanan darah, imunisasi dan pemberian tablet penambah zat besi (Fe) selama masa kehamilan.

2.13 Cakupan Pelayanan Nifas dengan Pelayanan Kesehatan (Yankes)

Nifas adalah periode mulai dari 6 jam sampai dengan 42 hari pasca persalinan. Pelayanan kesehatan ibu nifas adalah pelayanan kesehatan pada ibu nifas sesuai standar yang dilakukan sekurang-kurangnya 3 (tiga) kali sesuai jadwal yang dianjurkan, yaitu pada 6 jam sampai dengan 3 hari pasca persalinan, pada hari ke-4 sampai dengan hari ke-28 pasca persalinan dan pada hari ke-29 sampai dengan hari ke-42 pasca persalinan baik di dalam maupun di luar gedung puskesmas (termasuk bidan desa/polindes dan kunjungan rumah) (Kementerian Kesehatan RI, 2012).

2.14 Hipertensi dalam Kehamilan

Tekanan darah tinggi atau hipertensi dalam kehamilan dapat mengakibatkan komplikasi berupa gagal jantung, kejang-kejang, penurunan fungsi ginjal, gangguan penglihatan dan perdarahan. Hipertensi juga merupakan tanda awal dari pre-eklampsia yang terjadi setelah melewati pertengahan masa kehamilan dan dalam beberapa minggu setelah melahirkan.

Pre-eklampsia adalah penyakit yang ditandai dengan adanya hipertensi yang timbul selama kehamilan atau sampai 48 jam, umumnya terjadi pada trimester III kehamilan. Pre-eklampsia terjadi pada ibu muda yang baru pertama kali hamil, ibu yang hamil anak kembar dan ibu hamil saat usianya di bawah 20 tahun atau di atas 40 tahun.

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian adalah data sekunder dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur dan Badan Pusat Statistik. Penelitian ini juga menggunakan letak koordinat geografis yaitu koordinat lintang dan bujur pada masing-masing kabupaten/kota di Jawa Timur. Terdapat 38 kabupaten/kota di Jawa Timur yang terdiri dari 29 kabupaten dan 9 kota.

Data yang diambil dari 38 kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2013 merupakan data jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun. Peubah respon yang diteliti adalah jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013. Peubah respon dan peubah prediktor dalam penelitian disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Peubah respon dan peubah prediktor

Peubah	Keterangan
Y	Jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun (orang)
X_1	Cakupan Fe3 (%)
X_2	Cakupan Pelayanan ibu hamil K4 (%)
X_3	Cakupan Pelayanan Nifas dengan Pelayanan Kesehatan (Yankes) (%)
X_4	Jumlah Puskesmas (unit)
X_5	Hipertensi dalam kehamilan (orang)
u_i	$Latitude$ /lintang ibu kota kabupaten/kota ke-i (meter)
v_i	$Longitude$ / bujur ibu kota kabupaten/ kota ke-i (meter)

Keterangan :

1. Jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun adalah kematian ibu yang dilaporkan di tiap kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2013 yang terdiri dari jumlah kematian ibu hamil, jumlah kematian ibu bersalin dan jumlah kematian ibu nifas.
2. Cakupan Fe3 adalah persentase ibu hamil yang mendapatkan tablet Fe3. Rumus perhitungan cakupan Fe3 adalah:

$$\text{Jumlah ibu hamil yang mendapat tablet Fe3} \times 100\%$$

3. Cakupan pelayanan ibu hamil K4 adalah persentase ibu hamil yang melakukan kunjungan keempat selama kehamilan.

Rumus perhitungan cakupan pelayanan ibu hamil K4 adalah:

Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya
Jumlah Kunjungan ibu hamil keempat (K4) × 100%

Jumlah Sasaran ibu hamil dalam satu tahun
4. Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) adalah persentase pelayanan ibu nifas oleh tenaga kesehatan. Rumus perhitungan cakupan nifas dengan pelayanan kesehatan yankes adalah:

Jumlah pelayanan ibu nifas oleh tenaga kesehatan × 100%

Jumlah seluruh sasaran ibu bersalin dalam satu tahun

3.2 Metode Analisis Data

Tahapan-tahapan analisis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan pengujian heterogenitas spasial dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan* dengan menggunakan persamaan (2.3).
2. Menghitung jarak *euclidean* antar lokasi pengamatan berdasarkan koordinat UTM pada koordinat Lintang Selatan (u_i) dan Bujur Timur (v_i) berdasarkan posisi geografinya dengan persamaan (2.5).
3. Menentukan *bandwidth* optimal untuk setiap lokasi pengamatan dengan menggunakan *Cross Validation* dengan persamaan (2.4).
4. Menghitung matriks pembobot dengan menggunakan fungsi *adaptive gaussian* kernel pada persamaan (2.6) dan *adaptive bisquare* kernel dengan menggunakan persamaan (2.7).
5. Melakukan pemodelan menggunakan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Menduga parameter model GWPR dengan menggunakan metode MLE yaitu dengan memaksimumkan fungsi kepekatan peluang $\frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}$.
 - b. Menguji parameter model GWPR secara simultan dengan persamaan (2.18) dan parsial pada persamaan (2.19).
 - c. Mendapatkan model GWPR yaitu $\hat{\mu}_i = \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \sum_{p=1}^k \beta_p(u_i, v_i)x_{ip})$
6. Melakukan pengujian overdispersi menggunakan persamaan (2.20).

7. Melakukan pemodelan menggunakan *Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression* (GWZIPR) dengan tahapan sebagai berikut:

a. Menduga parameter model GWZIPR dengan menggunakan metode *maximum likelihood estimation* yaitu dengan memaksimumkan persamaan (2.26).

b. Menguji parameter model GWZIPR secara simultan dengan persamaan (2.49) dan parsial terhadap parameter $\beta(u_i, v_i)$ pada persamaan (2.50) dan parameter $\gamma(u_i, v_i)$ pada persamaan (2.51).

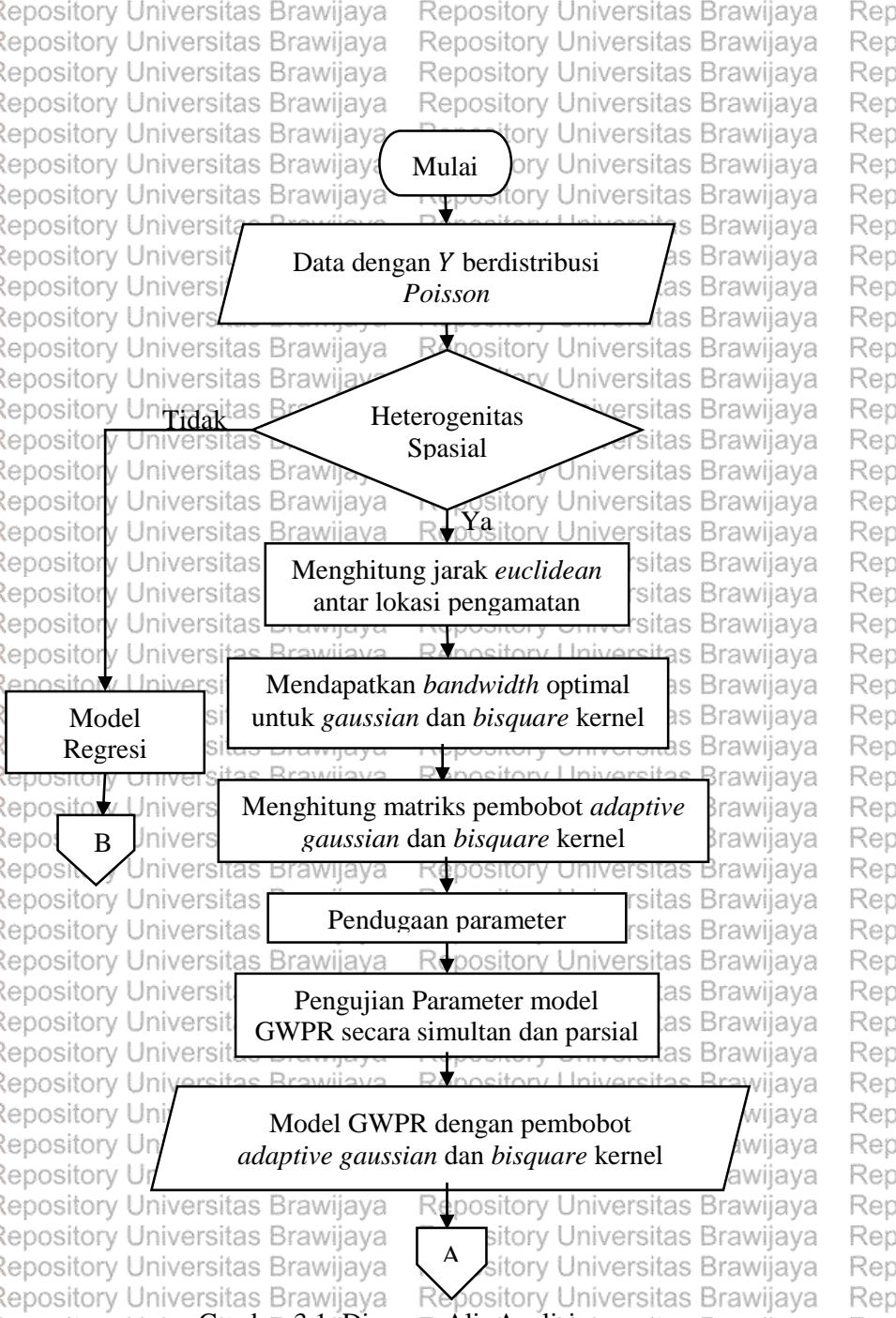
c. Mendapatkan model GWZIPR yaitu model dengan peubah respon selain nol $\hat{\mu}_i = e^{x_i \beta(u_i, v_i)}$ dan model dengan peubah respon dengan nilai nol $\hat{\pi}_i = \frac{e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}}{1 + e^{x_i \gamma(u_i, v_i)}}$.

8. Melakukan interpretasi model GWPR dan GWZIPR dan membentuk peta pengelompokan berdasarkan faktor yang signifikan.

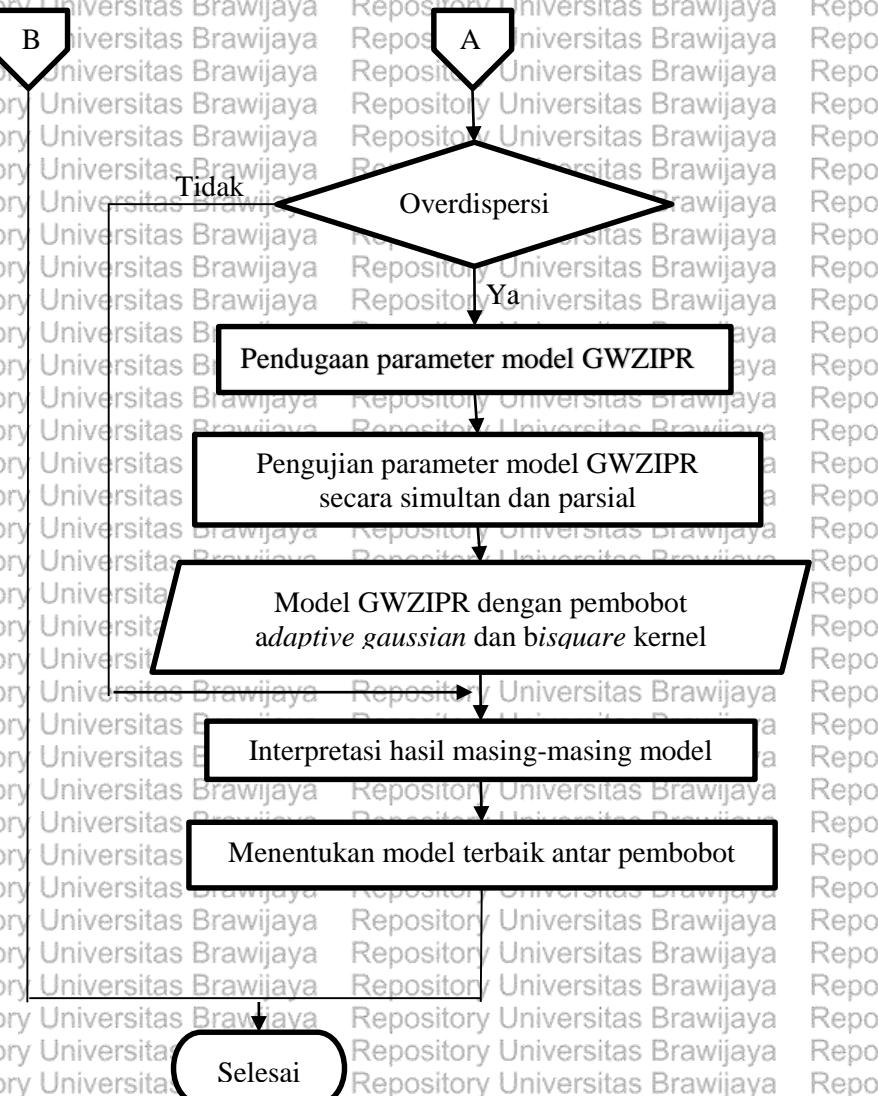
9. Menentukan pembobot terbaik dengan membandingkan nilai devians untuk GWZIPR dengan fungsi *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* pada persamaan (2.53).

Penelitian ini menggunakan *Software R* dengan *syntax* jarak euclidean dan penduga parameter model GWZIPR diperoleh dari Nusantara (2015). *Syntax* pembobot menggunakan *Software R* dengan *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* diperoleh dari Amaliasari (2015). Peta pengelompokan pada model menggunakan *Software ArgGis 10.1*.

Gambar 3.1. menggambarkan diagram alir dari tahapan penelitian dari awal sampai kesimpulan.



Gambar 3.1. Diagram Alir Analisis



Lanjutan Gambar 3.1. Diagram Alir Analisis

AB IV

JASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Uji Heterogenitas Spasial

Jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di setiap kabupaten/kota memiliki karakteristik masing-masing dalam berbagai aspek dari perbedaan geografis, ekonomi, sosial dan budaya. Regresi Poisson mengabaikan adanya heterogenitas spasial yang dapat mengakibatkan penduga parameter menjadi bias. Oleh karena itu, perlu diuji heterogenitas spasial dengan menggunakan uji *breusch-pagan*. Hipotesis uji *breusch-pagan* adalah:

$$H_0: \sigma^2(u_{11}, v_{11}) = \dots = \sigma^2(u_{28}, v_{28}) \equiv \sigma^2$$

$H_0: \sigma^2(u_i, v_i) = \sigma^2(u_{38}, v_{38}) = \sigma^2$ Universitas Brawijaya
 $H_1:$ paling sedikit terdapat satu $\sigma^2(u_i, v_i) \neq \sigma^2$ Universitas Brawijaya

Hasil pengujian *breusch-pagan* didapat nilai statistik uji *BP*

Hasil pengujian *breusch-pagan* didapat nilai statistik uji *BP* sebesar 16.3353 dan titik kritis $\chi^2_{(0.05),5} = 11.07048$. Statistik uji *BP*

$> \chi^2_{(0.05,5)}$ atau tolak H_0 sehingga terdapat heterogenitas spasial atau

terdapat perbedaan ragam antar kabupaten/kota dalam penelitian. Metode yang digunakan untuk mengatasi heterogenitas spasial adalah

Metode yang digunakan untuk mengatasi heterogenitas spasial adalah metode spasial titik *Geographically Weighted Poisson Regression* dan

Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression.

4.2 Bandwidth optimum
Pemodelan GWPP membutuhkan perbaikan untuk penyelesaian

4.2 Bandwidth optimum

Pemodelan GWPR membutuhkan pembobot untuk pendugaan parameter. Penentuan pembobot pada pemodelan GWPR memerlukan *bandwidth* (h) optimum di setiap kabupaten/kota untuk mengatur ragam dan bias. *Bandwidth* optimum diperoleh dengan menggunakan kriteria *Cross Validation* (CV).

Tabel 4.1. *Bandwidth optimum untuk setiap kabupaten/kota di Jawa*

Timur dalam meter

Kabupaten/Kota	(h) Adaptive Gaussian Kernel (meter)	(h) Adaptive Bisquare Kernel (meter)
Pacitan	157305.94	296920.5
Ponorogo	119155.46	252075.0
Trenggalek	117931.78	257622.4
Tulungagung	105156.70	244762.9
Blitar	114024.23	206232.7
Kediri	70852.81	172545.7
Malang	70521.69	154568.1

Kabupaten/Kota	(h) <i>Adaptive Gaussian Kernel</i> (meter)	(h) <i>Adaptive Bisquare Kernel</i> (meter)
Lumajang	127979.20	228047.3
Jember	150877.74	254400.1
Banyuwangi	454140.05	583293.8
Bondowoso	131718.98	274139.8
Situbondo	87467.21	234708.2
Probolinggo	79054.27	211268.7
Pasuruan	71735.21	198773.6
Sidoarjo	79819.18	173047.5
Mojokerto	84877.26	161914.7
Jombang	79742.41	161406.9
Nganjuk	96903.21	223863.2
Madiun	116635.39	253390.1
Magetan	122540.33	261321.9
Ngawi	108451.40	241268.4
Bojonegoro	100654.74	230332.9
Tuban	122405.82	228469.1
Lamongan	84297.16	173088.7
Gresik	82895.15	183188.9
Bangkalan	79060.35	192851.5
Sampang	101175.08	252183.4
Pamekasan	117337.37	268851.0
Sumenep	142825.06	295385.6
Kota Kediri	72672.67	176204.3
Kota Blitar	105720.77	193660.9
Kota Malang	72057.68	155695.6
Kota Probolinggo	89531.58	236192.2
Kota Pasuruan	64517.59	178981.4
Kota Mojokerto	81961.62	159975.0
Kota Madiun	112484.21	249028.1
Kota Surabaya	79197.47	182357.3
Kota Batu	76623.39	153444.3

4.3 Pembobot Fungsi *Adaptive Kernel*

Bandwidth optimum digunakan untuk memperoleh matriks pembobot untuk setiap kabupaten/kota yaitu dengan fungsi pembobot

adaptive gaussian kernel dan *adaptive bisquare* kernel. Selain menggunakan *bandwidth* optimum, matriks pembobot juga diperoleh dengan mencari jarak *euclidean* (d_{ij}) dari lokasi (u_i, v_i) ke semua lokasi pengamatan. Jarak *euclidean* masing-masing kabupaten/kota dapat dilihat pada Lampiran 5. Matriks pembobot dengan *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel untuk setiap lokasi pengamatan dapat dilihat pada Lampiran 6 dan 7.

Matriks Pembobot digunakan untuk menduga parameter lokasi (u_i, v_i). Pendugaan parameter model GWPR diperoleh dengan memasukkan pembobot spasial menggunakan iterasi Newton-Raphson dengan fungsi *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel di setiap kabupaten/kota sehingga didapatkan nilai pendugaan parameter di setiap lokasi pengamatan (u_i, v_i) di mana $i = 1, 2, \dots, 38$ dapat dilihat pada Lampiran 8 dan 9.

4.4 Pemodelan Metode *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR)

Jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur berbeda-beda di setiap kabupaten/kota. Hal ini diakibatkan karena perbedaan geografis, ekonomi, sosial dan budaya di setiap kabupaten/kota. Uji heterogenitas spasial menunjukkan adanya keragaman spasial setiap kabupaten/kota. Oleh karena itu digunakan metode GWPR untuk menganalisis jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur yang memperhatikan aspek spasial. Aspek spasial dari setiap kabupaten/kota di Jawa Timur berupa titik koordinat garis Lintang Selatan (LS) dan Bujur Timur (BT) dapat dilihat pada Lampiran 2.

4.4.1 Pengujian Parameter secara Simultan Model GWPR

Pengujian simultan digunakan untuk mengetahui model GWPR layak digunakan untuk memodelkan jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur. Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0: \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = 0$$

$$H_1: \text{paling sedikit terdapat satu } \beta_p(u_i, v_i) \neq 0; p = 1, 2, \dots, 5$$

Pengujian kesesuaian model dilakukan dengan menggunakan nilai devians terhadap pembobot dengan fungsi *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel.

Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya
 Repository Universitas Brawijaya

Tabel 4.2. Pengujian Serentak Model GWPR

Model GWPR	devians	db	$\chi^2_{(0,05,32)}$
<i>Adaptive gaussian kernel</i>	564.4045	32	46.19426
<i>Adaptive bisquare kernel</i>	985.0153	32	46.19426

Berdasarkan Tabel 4.2. didapatkan bahwa nilai devians lebih besar dari nilai $\chi^2_{(0,05,32)}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa tolak H_0 yang berarti bahwa secara bersama-sama peubah prediktor berpengaruh terhadap model GWPR pada pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*.

4.4.2 Pengujian Parameter secara Parsial Model GWPR

Pengujian parsial dilakukan untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di setiap lokasi (u_i, v_i). Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0: \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1: \beta_p(u_i, v_i) \neq 0; p = 1, 2, \dots, 5$$

Statistik uji yang digunakan yaitu W dengan kriteria penolakan H_0 jika statistik uji $W > Z_{0,025}$ atau peubah prediktor berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun. Statistik uji W untuk masing-masing peubah di seluruh kabupaten/kota di Jawa Timur untuk pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* dapat dilihat pada Lampiran 11 dan 12. Peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota di Jawa Timur berbeda-beda. Tabel 4.3. menunjukkan peubah prediktor yang signifikan di masing-masing kabupaten/kota.

Tabel 4.3. Peubah yang signifikan di Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*.

Kabupaten/Kota	<i>Adaptive Gaussian Kernel</i>	<i>Adaptive Bisquare Kernel</i>
Pacitan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Ponorogo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Trenggalek	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Tulungagung	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Blitar	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Kediri	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Malang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5

Lanjutan Tabel 4.3.

Lumajang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$X_1, \text{Univ}_3, X_4, X_5$
Jember	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$X_1, \text{Univ}_3, X_4, X_5$
Banyuwangi	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Bondowoso	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Situbondo	X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Probolinggo	X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Pasuruan	X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Sidoarjo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Mojokerto	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Jombang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Nganjuk	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Madiun	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Magetan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Ngawi	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Bojonegoro	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Tuban	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Lamongan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Gresik	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Bangkalan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Sampang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Pamekasan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Sumenep	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Kota Kediri	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Blitar	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Kota Malang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Kota Probolinggo	X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Kota Pasuruan	X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Kota Mojokerto	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Madiun	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Surabaya	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Kota Batu	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5

Peubah yang berpengaruh pada jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013 berbeda-beda setiap lokasi pengamatan. Lokasi yang memiliki peubah signifikansi yang sama dapat dijadikan satu kelompok.

Tabel 4.4. Pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot *adaptive gaussian kernel*

Kabupaten/Kota	Peubah yang signifikan
Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kediri, Malang, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Gresik, Bangkalan, Sampang, Pamekasan, Sumenep, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Batu	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan	X_2, X_3, X_4, X_5
Bondowoso	X_1, X_2, X_4, X_5

Keterangan:

X_1 = Cakupan Fe3 (%)

X_2 = Cakupan ibu hamil K4 (%)

X_3 = Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (%)

X_4 = Jumlah puskesmas (unit)

X_5 = Hipertensi dalam kehamilan (orang)

Tabel 4.5. Pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot *adaptive bisquare kernel*

Kabupaten/Kota	Peubah yang signifikan
Ponorogo, Kediri, Banyuwangi, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Kota Kediri, Kota Mojokerto, Kota Madiun	X_1, X_2, X_3, X_4 dan X_5
Pacitan, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Malang, Lumajang, Jember, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Sidoarjo, Mojokerto, Gresik, Bangkalan, Sampang, Pamekasan, Sumenep, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Surabaya, Kota Batu	X_1, X_3, X_4 dan X_5

Keterangan:

X_1 = Cakupan Fe3 (%)

X_2 = Cakupan ibu hamil K4 (%)

X_3 = Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (%)

X_4 = Jumlah puskesmas (unit)

X_5 = Hipertensi dalam kehamilan (orang)

Dari pengelompokan ini dapat diperoleh informasi bahwa faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013 baik menggunakan pembobot *adaptive gaussian* kernel maupun *adaptive bisquare* kernel adalah jumlah puskesmas dan hipertensi dalam kehamilan.

4.4.3 Pemodelan GWPR dengan pembobot *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel

Pemodelan GWPR untuk setiap kabupaten/kota diperoleh dari pengujian parsial. Contoh pemodelan GWPR pada lokasi penelitian ke-16 yaitu Kabupaten Mojokerto dapat dilihat pada tabel 4.6.

Tabel 4.6. Pengujian Parameter model GWPR di Kabupaten Mojokerto dengan pembobot *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel

Adaptive gaussian kernel		Adaptive bisquare kernel	
Parameter	Nilai duga	Parameter	Nilai duga
β_0	5.952	β_0	5.977
β_1	-0.025	β_1	-0.046
β_2	0.051	β_2	0.029
β_3	-0.106	β_3	-0.069
β_4	0.054	β_4	0.051
β_5	-0.002	β_5	0.0014
	W		W
	0.165		0.399
	-8.061		-2.456
	14.809		1.766
	-16.629		-24.302
	99.557		150.028
	-58.868		77.619

Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji W dengan keputusan tolak H_0 jika $W > Z_{0.025}$. Nilai $Z_{0.025} = 1.96$ maka semua peubah prediktor signifikan pada pembobot *adaptive gaussian* kernel sedangkan pada pembobot *adaptive bisquare* kernel peubah prediktor (X_2) yaitu cakupan pelayanan ibu hamil K4 tidak signifikan. Model GWPR pada jumlah kematian ibu di bawah usia di bawah 20 tahun di Kabupaten Mojokerto adalah:

$$\widehat{\mu}_{16} = \exp(5.952 - 0.025X_1 + 0.051X_2 - 0.106X_3 + 0.054X_4 - 0.002X_5)$$

Pemodelan GWPR dengan pembobot *adaptive bisquare kernel* adalah:

$$\widehat{\mu}_{16} = \exp(5.977 - 0.046X_1 + 0.029X_2 - 0.069X_3 + 0.051X_4 + 0.0014X_5)$$

Dari model GWPR dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* dapat diketahui bahwa peubah yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Kabupaten Mojokerto tahun 2013 dengan kedua pembobot adalah faktor cakupan Fe3, cakupan palayanan nifas dengan pelayanan kesehatan, jumlah puskesmas dan hipertensi dalam kehamilan yang dipengaruhi oleh Kabupaten Mojokerto dan kabupaten/kota tetangga.

4.5 Overdispersi

Model GWPR merupakan perkembangan dari regresi *Poisson* dimana mengasumsikan rata-rata sama dengan ragam. Namun sering kali terjadi overdispersi yaitu ragam lebih besar dari pada rata-rata. Uji devians digunakan untuk mengetahui overdispersi pada model GWPR dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* di Kabupaten Mojokerto.

Tabel 4.7. Uji overdispersi pada model GWPR dengan Pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*

Pembobot	devians	db	devians/db
<i>Adaptive gaussian kernel</i>	564.4045	32	17.638
<i>Adaptive bisquare kernel</i>	985.0153	32	30.782

Nilai devians dibagi dengan derajat bebas menghasilkan nilai lebih dari 1. Hal ini menandakan terjadi overdispersi pada model GWPR pada kedua pembobot. Maka dari itu model GWPR harus diganti dengan model lainnya karena jika terjadi overdispersi maka dapat menyebabkan penduga menjadi bias lalu interpretasi menjadi salah.

4.6 Pemodelan *Geographically Weighted Zero Inflated Poisson Regression (GWZIPR)*

Model GWZIPR merupakan salah satu model yang digunakan untuk mengatasi overdispersi pada model GWPR. Penyebab overdispersi adalah banyak nilai nol yang terdapat pada peubah respon yang berdistribusi Poisson. Jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun dengan menggunakan model GWZIPR melibatkan faktor geografis dari setiap kabupaten/kota di Jawa Timur. Seperti pada model GWPR, model GWZIPR juga menggunakan nilai *bandwidth* optimum dengan menggunakan metode *Cross Validation* (CV) dan jarak *euclidean* untuk mendapatkan matriks pembobot spasial, $W(u_i, v_i)$ dengan $i = 1, 2, \dots, 38$, dengan fungsi *adaptive kernel* pada setiap kabupaten/kota. Pembobot spasial model GWZIPR secara keseluruhan di kabupaten/kota sama dengan model GWPR yaitu pada Lampiran 6 dan 7.

Penduga parameter model GWZIPR menggunakan algoritma Ekspektasi-Maksimum (EM) untuk masing-masing kabupaten/kota di Jawa Timur dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* dengan menggunakan *software R* dapat dilihat pada Lampiran 12 dan 13.

4.6.1 Pengujian Parameter secara Simultan Model GWZIPR

Pengujian parameter simultan dilakukan untuk mengetahui signifikansi pada parameter $\beta(u_i, v_i)$ dan $\gamma(u_i, v_i)$. Hipotesis pendugaan parameter model GWZIPR secara simultan sebagai berikut:

$$H_0: \beta_1(u_i, v_i) = \dots = \beta_5(u_i, v_i) = \gamma_1(u_i, v_i) = \dots = \gamma_5(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1: \text{paling tidak terdapat satu } \beta_p(u_i, v_i) \neq 0 \text{ atau } \gamma_p(u_i, v_i) \neq 0 \quad i = 1, 2, \dots, 38 \text{ dan } p = 1, 2, \dots, 5$$

Statistik uji yang digunakan adalah devians. Berdasarkan hasil pengujian simultan parameter model GWZIPR dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* diperoleh nilai devians (G) masing-masing adalah 30.1784489 dan 37.088 dengan derajat bebas 26 dan nilai $\chi^2_{(0.05, 12)} = 18.5494$. Nilai $G > \chi^2_{(0.05, 12)}$ pada tingkat kesalahan sebesar $\alpha = 0.05$ maka tolak H_0 yang berarti model GWZIPR layak digunakan untuk memodelkan jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013.

4.6.2 Pengujian Parameter secara Parsial model GWZIPR

Pengujian parsial digunakan untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun dengan model GWZIPR di setiap lokasi pengamatan.

Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0: \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1: \beta_p(u_i, v_i) \neq 0$$

$$i = 1, 2, \dots, 38 \text{ dan } p = 1, 2, \dots, 5$$

Statistik uji yang digunakan adalah wald (W). Tolak H_0 jika statistik uji $W > Z_{0.025}$ atau peubah prediktor berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun. Statistik uji W untuk masing-masing peubah setiap kabupaten/kota di Jawa Timur dapat dilihat pada Lampiran 14 dan 15.

Peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota di Jawa Timur berbeda-beda. Tabel 4.8. menunjukkan peubah prediktor yang signifikan di masing-masing kabupaten/kota dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan Tabel 4.9. menunjukkan peubah prediktor yang signifikan di masing-masing kabupaten/kota dengan pembobot *adaptive bisquare kernel*.

Tabel 4.8. Peubah yang signifikan di Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dengan model GWZIPR

Kabupaten/Kota	Model log	Model logit
Pacitan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Ponorogo	X_1, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Trenggalek	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Tulungagung	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Blitar	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Kediri	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Malang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_1, X_3, X_4, X_5$
Lumajang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Jember	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Banyuwangi	$X_1, X_2, , X_4, X_5$	$, X_3, X_4, X_5$
Bondowoso	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Situbondo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Probolinggo	$X_1, X_2, , X_4, X_5$	$, X_3, X_4, X_5$
Pasuruan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$
Sidoarjo	X_1, X_3, X_4, X_5	$, X_3, X_4, X_5$

Lanjutan Tabel 4.8.

Kabupaten/Kota	Model log	Model logit
Mojokerto	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Jombang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Nganjuk	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Madiun	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Magetan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Ngawi	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Bojonegoro	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Tuban	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Lamongan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Gresik	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Bangkalan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Sampang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Pamekasan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Sumenep	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Kota Kediri	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Kota Blitar	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Kota Malang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Kota Probolinggo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Kota Pasuruan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Kota Mojokerto	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Kota Madiun	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Kota Surabaya	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5
Kota Batu	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_3, X_4, X_5

Tabel 4.9. Peubah yang signifikan di Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan pembobot *adaptive bisquare* kernel dengan model GWZIPR

Kabupaten/Kota	Model log	Model logit
Pacitan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Ponorogo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Trenggalek	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Tulungagung	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Blitar	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kediri	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Malang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5
Lumajang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_3, X_4, X_5

Repository Universitas Brawijaya
Lanjutan Tabel 4.9:

Kabupaten/Kota	Model log	Model logit
Jember	X_1, X_2, X_4, X_5	$X_1, \dots, X_3, X_4, X_5$
Banyuwangi	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Bondowoso	X_1, X_2, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Situbondo	X_1, X_2, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Probolinggo	X_1, X_2, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Pasuruan	X_1, X_2, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Sidoarjo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Mojokerto	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Jombang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Nganjuk	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Madiun	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Magetan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Ngawi	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Bojonegoro	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Tuban	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$X_1, \dots, X_3, X_4, X_5$
Lamongan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Gresik	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Bangkalan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Sampang	X_1, X_2, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Pamekasan	X_1, X_2, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Sumenep	X_1, X_2, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Kediri	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Blitar	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Malang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$X_1, \dots, X_3, X_4, X_5$
Kota Probolinggo	X_1, X_2, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Pasuruan	X_1, X_2, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Mojokerto	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Madiun	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Surabaya	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Batu	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5

Peubah yang signifikan di masing-masing lokasi pengamatan berbeda-beda namun banyak peubah signifikan yang sama. Kesamaan peubah ini dapat dijadikan satu kelompok. Tabel 4.10 dan 4.11 menunjukkan pengelompokan berdasarkan kesamaan signifikansi.

Tabel 4.10. Pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dengan model GWZIPR

Model	Kelompok	Kabupaten/kota	Peubah yang signifikan
Log	1	Pacitan, Tulungagung, Kediri, Lumajang, Bondowoso, Pasuruan, Nganjuk, Bojonegoro, Gresik, Sampang, Sumenep, Kota Blitar, Kota Malang	- Cakupan Fe3 (X_1) - Cakupan ibu hamil K4 (X_2) - Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)
		Banyuwangi, Probolinggo, Probolinggo	- Cakupan Fe3 (X_1) - Cakupan ibu hamil K4 (X_2) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)
		Ponorogo, Mojokerto, Magetan, Pasuruan, Mojokerto, Madiun, Kota Batu	- Cakupan Fe3 (X_1) - Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)
		Sidoarjo, Madiun, Kota Tuban, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Surabaya	- Cakupan Fe3 (X_1) - Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)

	Pacitan, Trenggalek, Tulungagung, Kediri, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Magetan, Bojonegoro, Lamongan, Bangkalan, Pamekasan, Kota Kediri, Kota Malang, Probolinggo, Pasuruan, Mojokerto, Surabaya, Kota Madiun	Ponorogo, Blitar, Lumajang, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Mojokerto, Nganjuk, Ngawi, Tuban, Gresik, Sampang, Sumenep, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Surabaya, Kota Batu, Kota Madiun	Cakupan Fe3 (X_1), Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3), Jumlahitas Brawijaya Puskesmas (X_4), Hipertensi dalam kehamilan (X_5)
Logit	2	Malang dan Madiun	- Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)

Tabel 4.10. menunjukkan pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot *adaptive Gaussian kernel* terbagi menjadi 3 kelompok pada model log sedangkan model logit juga 2 kelompok peubah prediktor yang signifikan. Peubah model log pada kelompok pertama terdiri dari semua faktor yaitu cakupan Fe3 (X_1), cakupan pelayanan ibu hamil K4 (X_2), cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3), jumlah puskesmas (X_4), dan hipertensi dalam kehamilan (X_5). Sedangkan pada kelompok 2 hanya faktor cakupan pelayanan nifas

dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) yang tidak berpengaruh dan kelompok 3 faktor cakupan pelayanan ibu hamil K4 (X_2) tidak berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013. Model logit kelompok pertama hanya faktor cakupan pelayanan ibu hamil K4 (X_2) yang tidak signifikan sedangkan kelompok kedua faktor cakupan Fe3 (X_1) dan cakupan pelayanan ibu hamil K4 (X_2) yang tidak signifikan. Sedangkan untuk pengelompokan model GWZIPR dengan pembobot *adaptive bisquare* kernel adalah:

Tabel 4.11. Pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot *adaptive bisquare* kernel dengan model GWZIPR

Model	Kelompok	Kabupaten/kota	Peubah yang signifikan
Log		Pacitan, Trenggalek, Tulungagung, Kediri, Banyuwangi, Mojokerto, Nganjuk, Magetan, Bojonegoro, Lamongan, Bangkalan, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Batu	- Cakupan Fe3 (X_1) - Cakupan ibu hamil K4 (X_2) - Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)
		Lumajang, Bondowoso, Sampang, Sumenep, Probolinggo, Pasuruan	- Cakupan Fe3 (X_1) - Cakupan ibu hamil K4 (X_2) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)

1	Ponorogo, Blitar, Kediri, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Sidoarjo, Mojokerto, Lamongan, Gresik, Sampang, Pamekasan, Sumenep, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Probolinggo, Pasuruan, Mojokerto, Surabaya, Kota Batu	- Cakupan Fe3 (X_1) - Cakupan ibu hamil K4 (X_2) - Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)
2	Pacitan, Trenggalek, Tulungagung, Malang, Lumajang, Jember, Ngawi, Tuban, Kota Malang	- Cakupan Fe3 (X_1) - Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)
3	Pasuruan, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Bojonegoro, Madiun	- Cakupan ibu hamil K4 (X_2) - Cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) - Jumlah Puskesmas (X_4) - Hipertensi dalam kehamilan (X_5)

Tabel 4.11. menunjukkan bahwa pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot *adaptive bisquare kernel* pada model log terdiri dari 2 kelompok dan model logit terbagi menjadi 3 kelompok. Kelompok pertama model log dan model logit terdiri dari semua peubah prediktor yang signifikan artinya sama dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* namun lokasinya berbeda. Kelompok kedua model log peubah cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yanke) (X_3) tidak signifikan sedangkan model logit faktor cakupan pelayanan ibu hamil K4 (X_2) yang tidak signifikan. Kelompok ketiga model logit peubah cakupan Fe3+ (X_1) tidak berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun.

Dari pengelompokan ini dapat diperoleh informasi bahwa faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013 dengan kedua pembobot adalah faktor jumlah puskesmas dan hipertensi dalam kehamilan. Pengelompokan signifikansi peubah prediktor dapat juga dilihat dalam bentuk peta. Peta pengelompokan peubah prediktor yang signifikan di kabupaten/kota dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* dapat dilihat pada Lampiran 16 dan 17.

4.6.3 Pemodelan GWZIPR dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*

Pemodelan GWZIPR untuk setiap kabupaten/kota didapatkan dari pengujian parsial. Seperti contoh di model GWPR yaitu pada lokasi penelitian ke-16 yaitu Kabupaten Mojokerto dapat dilihat pada Tabel 4.12, dengan menggunakan model GWZIPR.

Tabel 4.12. Pengujian Parameter model GWZIPR di Kabupaten Mojokerto dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*

<i>Adaptive gaussian kernel</i>		<i>Adaptive bisquare kernel</i>	
Parameter	Nilai duga	Parameter	Nilai duga
β_0	0.769	β_0	2.309
β_1	0.078	β_1	0.045
β_2	-0.0003	β_2	-0.039
β_3	-0.075	β_3	-0.028
β_4	0.013	β_4	0.014
β_5	0.005	β_5	0.001
	93.097		30.440

Repository Universitas Brawijaya
Lanjutan Tabel 4.12

Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya
Repository Universitas Brawijaya

<i>Adaptive gaussian kernel</i>			<i>Adaptive bisquare kernel</i>		
Parameter	Nilai duga	<i>W</i>	Parameter	Nilai duga	<i>W</i>
γ_0	-22.599	-0.019	γ_0	-43.468	-0.137
γ_1	-3.646	-1.848	γ_1	-3.056	-3.161
γ_2	1.698	0.661	γ_2	2.679	2.432
γ_3	-2.628	-9.058	γ_3	-2.838	-23.757
γ_4	1.359	28.987	γ_4	2.017	72.845
γ_5	3.608	432.914	γ_5	2.317	693

Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *W* dengan keputusan tolak H_0 jika $W > Z_{0.025}$. Nilai $Z_{0.025} = 1.96$ maka semua peubah prediktor signifikan pada pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*. Model GWZIPR dengan pembobot *adaptive gaussian* kernel pada jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Kabupaten Mojokerto adalah:

$$\widehat{\mu_{16}} = \exp(0.769 + 0.078X_1 - 0.0003X_2 - 0.075X_3 + 0.013X_4 + 0.005X_5)$$

$$\text{dan } \text{logit}(\widehat{\mu_{16}}) = -22.599 - 3.646X_1 + 1.698X_2 - 2.628X_3 + 1.359X_4 + 3.608X_5$$

Berdasarkan Tabel 4.12, peubah prediktor signifikan di Kabupaten Mojokerto pada model log adalah X_1, X_3, X_4 dan X_5 menjelaskan Jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Kabupaten Mojokerto akan bertambah sebanyak $e^{0.078} = 1.081 \approx 1$ kasus jika cakupan Fe3+ (X_1) di Kabupaten Mojokerto dan kabupaten/kota tetangga yang memberikan pengaruh di Kabupaten Mojokerto bertambah 1%. Begitu juga dengan pengertian pada peubah cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3), jumlah puskesmas (X_4) dan hipertensi dalam kehamilan (X_5).

Peubah yang signifikan model logit yaitu X_3, X_4 dan X_5 yang menjelaskan bahwa risiko tidak terjadinya kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Kabupaten Mojokerto sebesar $e^{-2.628} = 0.072$ kali jika cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3) di Kabupaten Mojokerto dan kabupaten/kota tetangga bertambah 1%. Begitu juga dengan pengertian peubah jumlah puskesmas (X_4) dan hipertensi dalam kehamilan (X_5).

Model GWZIPR dengan pembobot *adaptive bisquare* kernel pada jumlah kematian ibu di bawah usia 20 tahun di Kabupaten Mojokerto adalah:

$$\widehat{\mu_{16}} = \exp(2.309 + 0.045X_1 - 0.039X_2 - 0.028X_3 + 0.014X_4 + 0.001X_5)$$

dan

$$\text{logit}(\widehat{\mu_{16}}) = -43.468 - 3.056X_1 + 2.679X_2 - 2.838X_3 + 2.017X_4 + 2.317X_5$$

Peubah prediktor yang signifikan di Kabupaten Mojokerto pada model log adalah X_1 , X_2 , X_3 , X_4 dan X_5 menjelaskan bahwa jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Kabupaten Mojokerto akan bertambah sebanyak $e^{0.045} = 1.046 \approx 1$ kasus jika cakupan Fe3 (X_1) di Kabupaten Mojokerto dan kabupaten/kota tetangga yang memberikan pengaruh di Kabupaten Mojokerto bertambah 1%. Begitu juga dengan pengertian dari peubah lainnya yaitu peubah cakupan pelayanan ibu hamil K4 (X_2), cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3), jumlah puskesmas (X_4) dan hipertensi dalam kehamilan (X_5).

Peubah yang signifikan pada model logit yang memiliki arti risiko tidak terjadinya kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Kabupaten Mojokerto sebesar $e^{-3.056} = 0.047$ kali jika cakupan Fe3 (X_1) di Kabupaten Mojokerto dan kabupaten/kota tetangga bertambah 1%. Begitu juga dengan pengertian dari peubah lainnya yaitu peubah cakupan pelayanan ibu hamil K4 (X_2), cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes) (X_3), jumlah puskesmas (X_4) dan hipertensi dalam kehamilan (X_5).

Hasil dari model GWZIPR dengan pembobot *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel di Kabupaten Mojokerto masih terdapat peubah yang hasilnya tidak sesuai dengan teori. Berdasarkan peubah yang signifikan secara keseluruhan yaitu faktor cakupan Fe3 dan jumlah puskesmas tidak sesuai dengan teori. Seharusnya kedua faktor tersebut menurunkan rata-rata jumlah kematian ibu meskipun hanya sebanyak 1 kematian.

Ibu hamil sering mengalami kekurangan darah atau anemia.

Terdapat 2 pemberian tablet pada Ibu hamil yaitu tablet Fe1 sebanyak 30 tablet dan Fe3 sebanyak 90 tablet. Hasil penelitian ini diperoleh cakupan pemberian Fe3 tidak signifikan. Hasil ini tidak sesuai harapan karena menurut Dinas Kesehatan (2014) pemberian tablet Fe3 pada tahun 2013 belum memenuhi target. Rendahnya cakupan Fe lebih disebabkan karena *under-reporting* karena cakupan K1 yang

Repository Universitas Brawijaya
mengharuskan sudah diberi tablet Fe1 dan cakupan K4 yang
mengharuskan sudah diberi Fe3 sudah cukup tinggi.

Puskesmas merupakan ujung tombak pelayanan kesehatan sampai
di tingkat kecamatan. Tenaga ahli dibidang kesehatan diupayakan
untuk menolong masyarakat yang ingin berobat. Semakin banyak
puskesmas di daerah akan menurunkan tingkat kematian ibu namun
dalam penelitian ini berlawanan. Hal ini dikarenakan dalam penelitian
ini puskesmas adalah unit kesehatan yang ada di masing-masing
kecamatan bukan pada masing-masing desa sedangkan jumlah ibu
Rhamil di bawah 20 tahun kebanyakan berada di daerah atau desa
sehingga puskesmas sulit dijangkau.

Peubah cakupan pelayanan ibu hamil K4, cakupan pelayanan nifas
dengan pelayanan kesehatan (Yankes) dan hipertensi dalam kehamilan
sudah sesuai dengan teori dan hasilnya berpengaruh terhadap kematian
ibu usia di bawah 20 tahun. Meningkatnya kunjungan ibu hamil dan
pelayanan kesehatan terhadap ibu nifas akan mengurangi tingkat
kematian ibu. Ibu hamil memerlukan pelayanan antenatal sesuai
dengan standar operasional yaitu diberikan tablet penambah darah,
timbang badan, imunisasi, mengukur tekanan darah yang dilakukan 4
kali selama masa kehamilan. Ibu nifas rawan terjadi perdarahan pada
ibu karena pada saat melahirkan ibu mengeluarkan banyak darah
sehingga perlu ditingkatkan pelayanan terhadap pertolongan ibu nifas.

Meningkatnya jumlah penderita hipertensi dalam kehamilan
mengakibatkan bertambahnya kematian ibu hamil. Hipertensi
mengakibatkan kompliksi berupa gagal jantung, kejang-kejang,
penurunan fungsi ginjal, gangguan penglihatan, perdarahan dan
terlebih lagi mengakibatkan pre-eklampsia yang dapat mengakibatkan
kematian ibu dan janin.

4.7 Pemilihan Pembobot Terbaik Model GWZIPR

Pemilihan model terbaik Model GWZIPR terbaik antara
pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*
menggunakan nilai devians dengan hipotesis:

H_0 : tidak terdapat perbedaan antara model GWZIPR dengan fungsi
pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*

H_1 : terdapat perbedaan antara model GWZIPR dengan fungsi
pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel*

Tabel 4.13. Pembobot model GWZIPR terbaik

Pembobot	devians	db	Devians/db	F
Adaptive gaussian kernel	30.1785	26	1,1607	0.814
Adaptive bisquare kernel	37.088	26	1.4265	

Tabel 4.13. merupakan pengujian untuk pemilihan model GWZIPR terbaik dengan nilai statistik uji F sebesar 0.8137 dan titik kritis $F_{(0.05,26,26)} = 1.929$. Dari pengujian didapatkan statistik uji $F < F_{(0.05,26,26)}$ sehingga diperoleh keputusan terima H_0 yang artinya tidak terdapat perbedaan antara model GWZIPR dengan pembobot *adaptive gaussian* kernel dan *adaptive bisquare* kernel. Kedua model ini sama baiknya digunakan untuk memodelkan jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013.

Repository Universitas Brawijaya
BAB V
PENUTUP

5.1 Kesimpulan

1. Secara keseluruhan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa timur tahun 2013 berdasarkan model GWZIPR adalah jumlah puskesmas dan hipertensi dalam kehamilan.

Salah satu model untuk lokasi pengamatan di Kabupaten Mojokerto dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* adalah

$$\hat{\mu} = \exp(0.769 + 0.078 X_1 - 0.0003X_2 - 0.075X_3 + 0.013X_4 + 0.005X_5)$$

$$\text{logit}(\pi) = -22.599 - 3.646X_1 + 1.698X_2 - 2.628X_3 + 1.359X_4 + 3.608X_5$$

Sedangkan model GWZIPR dengan pembobot *adaptive bisquare kernel* adalah

$$\hat{\mu} = \exp(2.309 + 0.045X_1 - 0.039X_2 - 0.028X_3 + 0.014X_4 + 0.001X_5)$$

$$\text{logit}(\pi) = -43.468 - 3.056X_1 + 2.679X_2 - 2.838X_3 + 2.017X_4 + 2.317X_5$$

Jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Kabupaten Mojokerto dipengaruhi oleh cakupan Fe3, cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes), jumlah puskesmas dan hipertensi dalam kehamilan dan risiko kematian ibu dipengaruhi oleh cakupan pelayanan nifas dengan pelayanan kesehatan (Yankes), jumlah puskesmas dan hipertensi dalam kehamilan yang dipengaruhi oleh Kabupaten Mojokerto dan kabupaten/kota tetangga.

2. Model GWZIPR yang terbentuk menggunakan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* dan *adaptive bisquare kernel* sama baiknya untuk memodelkan jumlah kematian ibu usia di bawah 20 tahun di Jawa Timur tahun 2013.

5.2 Saran

Penelitian ini masih terdapat beberapa permasalahan yaitu terdapat peubah yang hasilnya kurang sesuai dengan teori yang ada. Saran untuk penelitian selanjutnya sebaiknya menambahkan peubah lain yang masih berkaitan dengan jumlah kematian ibu.

DAFTAR PUSTAKA

- Amaliasari, C. 2015. Penggunaan Pembobot adaptive Gaussian Kernel dan Adaptive Bisquare kernel pada Model Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR). Skripsi. Malang: Universitas Brawijaya.
- Anselin, L. 1988. *Geographical Analysis: Lagrange Multiplier Test Diagnostics for Spatial Dependence and Spatial Heterogeneity*. Ohio: Ohio State University Press.
- BPS, BKBN dan Kementrian Kesehatan. 2013. *Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia 2012*. Jakarta : BPS.
- Cameron, A.C. dan P.K. Trivedi. 1998. *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Charlton, M dan A.S. Fotheringham. 2009. *Geographically Weighted Regression :White Paper*. Irlanda: Science Foundation Irlanda.
- Dean, C. dan J. F. Lawles. 1989. Test for Detectingoverdispersion in Poisson Regression Model. *American Statistical Assosiation*. 84(406): 467-472.
- Departemen Kesehatan RI. 2001. *Survei Kesehatan Nasional*. Jakarta: Departemen Kesehatan RI.
- . 2006. *Glosarium Data dan Informasi Kesehatan*. Jakarta: Pusat Data dan Informasi.
- Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur. 2014. *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2013*. Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.
- Fotheringham, A.S., C. Brunsdon, dan M. Charlton. 2002. *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. United Kingdom: Wiley.

- Repository Universitas Brawijaya
Greene, W. H. 1991. *Econometric Analysis*. New York: MacMillan Press.
- Hinde, J. dan C.G.B. Demetrio. 1998. Overdispersion: Models and Estimation. *Computational Statistics and data Analysis*. 27: 151-170.
- Kartiningrum, E.D. 2013. Pemodelan Faktor yang Mempengaruhi Kematian Ibu di Propinsi Jawa Timur Menggunakan Zero Inflated Poisson Regression. *Jurnal Prosiding Seminar Nasional*. 8:497-507.
- R Kementrian Kesehatan RI. 2012. *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2011*. Jakarta : Kementrian Kesehatan RI.
- _____. 2014a. *Infodatin Ibu : Situasi Kesehatan Ibu*. Jakarta: Pusat Data dan Informasi.
- _____. 2014b. Profil Kesehatan Indonesia tahun 2013. Jakarta: Kementrian Kesehatan RI.
- Lambert, P. J. 1992. Zero-Inflated Poisson Regression, with an Application to Defects in Manufacturing. *Technometrics*. 34: 1-14.
- Leung, Y., J.C.L. Mei dan W.X. Zhang. 2000. Statistical Test for Spatial Nonstationary Based on the Geographically Weighted Regression Model. *Environment and planing A*. 32: 9-32.
- Maulani, A. 2013. *Aplikasi Model Geographically weighted regression untuk menentukan faktor-faktor yang Mempengaruhi Kasus Gizi Buruk Anak Balita di Jawa Barat*. Skripsi. Universitas Pendidikan Indonesia Bandung.
- Mulyawati, I., M. Azam, D.N., A. Ningrum. 2011. Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Tindakan Persalinan melalui Operasi Sectio Caesarea. *Jurnal Kesehatan Masyarakat*.7(1) : 14-21.

Myers, R. H. 1990. *Classical and Modern Regression with Applications*. Boston: PWS-KENT Publishing Company.

Nakaya, T., A. S. Fotheringham, C. Brunsdon, dan M. Carlton. 2005. Geographically Weighted Poisson Regression for Disease Associating Mapping. *Statistics in Medicine*. 24: 2695-2717.

Nusantara, R. K. P. 2015. *Pemodelan Jumlah Kasus Penyakit Tenanus Neonatorum di Provinsi Jawa Timur tahun 2012 dengan Geographically Weighted Zero-Inflated Poisson Regression*. Tugas Akhir. Surabaya: ITS Press.

UNICEF, WHO, UNESCO, UNFPA, UNDP, UNAIDS, WFP, the World Bank dan Kementerian Kesehatan. 2010. *Penuntun Hidup Sehat edisi Keempat*. Jakarta: Kementerian Kesehatan RI.

Trigoyen, C. C., I. G. Rodríguez, dan J.V. Otero. 2008. Modelling Spatial Variations in Household Disposable Income with Geographically Weighted Regression. *Estadística Espanola*. 50(168): 321-360.



60

Repository Universitas Brawijaya