PEMODELAN *MULTIVARIATE GEOGRAPHYCALLY WEIGHTED REGRESSION* MENGGUNAKAN FUNGSI PEMBOBOT *FIXED GAUSSIAN KERNEL* DAN *FIXED BISQUARE KERNEL*

SKRIPSI

oleh:
Imanda Sakinah
115090500111029

PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2016

PEMODELAN *MULTIVARIATE GEOGRAPHYCALLY WEIGHTED REGRESSION* MENGGUNAKAN FUNGSI PEMBOBOT *FIXED GAUSSIAN KERNEL* DAN *FIXED BISQUARE KERNEL*

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika

oleh:
Imanda Sakinah
115090500111029

PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2016

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PEMODELAN *MULTIVARIATE GEOGRAPHYCALLY WEIGHTED REGRESSION* MENGGUNAKAN FUNGSI PEMBOBOT *FIXED GAUSSIAN KERNEL* DAN *FIXED BISQUARE KERNEL*

oleh:
IMANDA SAKINAH
115090500111029

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji pada tanggal 7 April 2016 dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang statistika

Mengetahui
Dosen Pembimbing,

Prof. Dr. Ir. H. Henny Pramoedyo, MS
NIP. 195707051981031009

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 dibawah ini:

Nama : Imanda Sakinah
NIM : 115090500111029
Penulis Skripsi berjudul :

PEMODELAN *MULTIVARIATE GEOGRAPHYCALLY WEIGHTED REGRESSION* MENGGUNAKAN FUNGSI PEMBOBOT *FIXED GAUSSIAN KERNEL* DAN *FIXED BISQUARE KERNEL*

Dengan ini menyatakan bahwa:

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

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, April 2016

Yang menyatakan,

<u>IMANDA SAKINAH</u>
NIM. 11509000111029

PEMODELAN *MULTIVARIATE GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION* MENGGUNAKAN FUNGSI PEMBOBOT *FIXED GAUSSIAN KERNEL* DAN *FIXED BISQUARE KERNEL*

ABSTRAK

Multivariate Geographically Weighted Regression (*Multivariate* GWR) merupakan pengembangan dari model regresi yang diterapkan pada pengamatan dengan peubah respon lebih dari satu yang tergantung pada lokasi pengamatan (spasial multivariat). Model *Multivariate* GWR dapat digunakan untuk mengetahui nilai penduga regresi pada data yang bervariasi secara spasial dan antar peubah responnya saling berkorelasi. Angka harapan hidup (AHH) dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat (IPKM) merupakan beberapa indikator untuk menggambarkan kualitas kesehatan masyarakat, tak terkecuali di Jawa Timur. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membentuk model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel* pada data AHH dan IPKM di Jawa Timur tahun 2013. Selain itu juga untuk mengetahui model mana yang paling tepat diterapkan pada kasus tersebut. Analisis model *Multivariate* GWR pada data AHH dan IPKM di Jawa Timur tahun 2013 menunjukkan bahwa model terbaik ditunjukkan oleh model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* karena menghasilkan nilai AIC_c terkecil yaitu sebesar 17.0281. Terbentuk 38 model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* untuk peubah angka harapan hidup yang masing-masing dapat dikelompokkan menjadi 3 kelompok, sedangkan untuk peubah indeks pembangunan kesehatan masyarakat terbentuk 5 kelompok berdasarkan peubah prediktor yang mempengaruhi.

Kata Kunci: *Multivariate, Fixed Kernel, Multivariate* GWR

MULTIVARIATE GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION* MODEL USING WEIGHTED FUNCTION *FIXED GAUSSIAN KERNEL AND FIXED BISQUARE KERNEL

ABSTRACT

Multivariate Geographically Weighted Regression (Multivariate GWR) is a development of regression models applied to the observation of the response variable more than one depending on the location of the observation. Multivariate GWR model can be used to determine value estimators regression on the data that varies spatially and between the response variables are correlated. Life expectancy (LE) and public health development index (PHDI) are several indicators to describe the quality of public health not least in Eastern Java Province. The purpose of this study was to establish a model with weighted Fixed Gaussian Kernel and Fixed Bisquare Kernel on the data LE and PHDI in East Java in 2013 and also to determine which model in most appropriate in this case. Model analysis Multivariate GWR on data LE and PHDI in East Java 2013 showed that the best model by Multivariate GWR model with weighted Fixed Bisquare Kernel because it generate the smallest value of AIC_c is equal to 17.0281. Formed 38 Multivariate GWR model weighted Fixed Bisquare Kernel of a life expectancy of variables that can be classified into 3 groups and for public health development index can be classified into 5 groups based on the predictor variables that affects.

Keywords : Multivariate, Fixed Kernel, Multivariate GWR

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas segala nikmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir skripsi berjudul "Pemodelan *Multivariate Geographically Weighted Regression* Menggunakan Fungsi Pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*".

Selama pelaksanaan dan penyusunan skripsi ini penulis dibantu oleh berbagai pihak. Oleh karena itu dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Ir. Henny Pramoedyo, MS selaku Dosen Pembimbing skripsi atas waktu dan bimbingan yang telah diberikan.
2. Dr. Ir. Atiek Iriany, MS dan Dr. Suci Astutik, S.Si., M.Si sebagai Dosen Penguji I dan II skripsi atas bimbingan yang telah diberikan.
3. Ratno Bagus Edy Wibowo, S.Si., M.Si., Ph.D sebagai Ketua Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.
4. Dosen pengajar dan staf Tata Usaha Jurusan Matematika atas ilmu, kesabaran dan kemudahan yang diberikan.
5. Bapak Yuliadi Padang, Ibu Rini Fatmawati, Mas Lingga Tawakal dan Adik Dinanti Maghfirah serta segenap keluarga atas doa, kasih sayang, kepercayaan serta semua dukungan yang tidak pernah putus.
6. Sahabat-sahabat, Rahma, Niluh, Laras dan Sari untuk tawa, kasih sayang dan semangatnya selama ini.
7. Teman-teman statistika 2010, 2011 dan 2012 terutama teman-teman satu bimbingan: Cicil, Choir, Winda, Vita, Indah, Dina, Wiwit dan Richa untuk masukan dan semangatnya.
8. Keluarga Vetdam 369 untuk perhatian dan semangatnya selama ini.
9. Semua pihak yang telah membantu secara langsung dan tidak langsung yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari masih terdapat banyak kekurangan dalam penyusunan skripsi ini. Oleh karena itu kritik dan saran akan sangat berguna demi penyusunan yang lebih baik.Semoga skripsi ini bermanfaat untuk berbagai pihak.

Malang, April 2016

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR LAMPIRAN

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi adalah suatu metode untuk menentukan bentuk hubungan antara peubah-peubah dari sekumpulan data dimana data tersebut bisa berbentuk univariat maupun multivariat. Salah satu metode untuk menduga parameter model regresi adalah metode *Ordinary Least Square* (OLS) dengan asumsi sisaan identik (homoskedastisitas) dan independen (non autokorelasi) yang harus dipenuhi untuk mendapatkan taksiran parameter model untuk semua data (Draper dan Smith, 1998).

Menurut Le Sage (1997), apabila analisis yang dilakukan dengan metode regresi menunjukkan sisaan yang tidak identik dan atau terjadi autokorelasi, maka hal ini mengindikasikan adanya peubah yang dipengaruhi oleh faktor lain, salah satunya faktor geografis dapat menjadi faktor penyebab, maka peubah pada data tersebut dapat dikatakan memiliki efek spasial yaitu efek ruang dan lokasi, sehingga model regresi klasik tidak cocok digunakan karena sisaan model mengandung heterogenitas spasial. Model yang sesuai untuk pola hubungan peubah yang memiliki efek spasial disebut dengan model regresi spasial (Anselin,1998).

Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah salah satu model spasial yang sering dipakai, model GWR menghasilkan pendugaan parameter model yang bersifat lokal (dipengaruhi oleh lokasi) untuk setiap lokasi di mana data tersebut diamati. Model regresi linier menghasilkan parameter yang bersifat global, sedangkan GWR menghasilkan parameter yang bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan.

Model regresi yang mengandung efek spasial yang telah dijelaskan pada umumnya merupakan model spasial univariat, namun pada banyak kasus juga sering ditemukan pengamatan dengan peubah respon lebih dari satu yang tergantung pada lokasi pengamatan (model spasial multivariat). Oleh karena itu model GWR dikembangkan lagi menjadi model *Multivariate Geographically Weighted Regression* (*Multivariate* GWR).

Menurut Charlton dan Fotheringham (2009) Model *Multivariate* GWR adalah pengembangan dari model regresi multivariat menjadi model regresi yang terboboti. Pendugaan parameter perlu menggunakan matriks pembobot, yaitu pemberian pembobot pada data sesuai kedekatan dengan lokasi pengamatan ke-*i*, oleh karena itu pemilihan pembobot spasial yang digunakan dalam menduga parameter menjadi sangat penting.

Pemodelan GWR yang digunakan dalam mengatasi adanya pengaruh heterogenitas spasial yang terjadi karena perbedaan geografis ataupun pengaruh dari faktor lain yang menimbulkan perbedaan spasial. Kasus keheterogenan spasial ini banyak kita temui, salah satunya adalah Angka harapan hidup dan Indeks pembangunan kesehatan masyarakat.

Human Development Index (HDI) atau IPM adalah salah satu alat ukur yang dianggap dapat menggambarkan status pembangunan manusia. Indikator kesehatan dalam IPM adalah Angka harapan hidup (AHH). Angka harapan hidup adalah perkiraan lama hidup rata-rata penduduk dari sejak dilahirkan. Namun, diharapkan pembangunan manusia dari segi kesehatan, selain mengupayakan agar penduduk dapat mencapai usia hidup yang panjang tetapi juga sehat berkualitas dan tidak bergantung pada orang lain. Selain itu, belum ada arah yang jelas khususnya di bidang kesehatan untuk meningkatkan AHH. Oleh karena itu, Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan (Balitbangkes) Kementerian Kesehatan RI menyusun indeks pembangunan kesehatan masyarakat (IPKM).

IPKM dikembangkan berdasarkan beberapa aspek seperti indikator pembangunan kesehatan yang selama ini sudah digunakan. Indikator pembangunan kesehatan yang selama ini sudah digunakan di Indonesia mengacu pada prioritas pembangunan kesehatan dan informasi dari survei nasional.

Berdasarkan uraian tersebut, pada penelitian ini ingin diketahui metode yang digunakan jika ingin mendapatkan parameter yang berpengaruh terhadap angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat dengan peubah prediktor prevalensi gizi buruk dan kurang, angka kematian bayi, cakupan kunjungan neonatal, cakupan akses sanitasi, cakupan akses air bersih, cakupan pemeriksaan kehamilan, proporsi pengguna keluarga berencana menggunakan model *Multivariate Geographically Weighted Regression* yang menggunakan pembobotan Kernel dengan tipe *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana hasil pemodelan *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel* pada data angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat?

2. Diantara model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*, model manakah yang paling tepat dalam memodelkan data angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat?

1.3 Batasan Masalah

1. Dalam menduga parameter *Multivariate* GWR digunakan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*.
2. Pendugaan parameter regresi linier multivariat menggunakan metode *Ordinary Least Square*.
3. Pendugaan parameter *Multivariate* GWR menggunakan metode *Weighted Least Square*.
4. Pemilihan *bandwidth* optimum dengan menggunakan *Cross Validation*.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Mendapatkan model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel* yang diterapkan pada data angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat.
2. Mengetahui model yang lebih tepat dalam memodelkan data angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat diantara model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang didapatkan dari penelitian ini adalah mengetahui informasi mengenai pendugaan parameter regresi yang bervariasi secara spasial ketika terjadi heterogenitas spasial dan mengetahui peubah-peubah yang berpengaruh pada model. Selain itu mendapatkan faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap data yang melibatkan hubungan korelasi antara angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat serta peubah-peubah yang mempengaruhinya.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Multivariat

Analisis multivariat merupakan analisis lanjutan dari analisis univariat. Teknik statistik ini digunakan untuk memahami bentuk data yang mengandung peubah-peubah yang saling berkorelasi. Menurut Sumaya (2014), analisis regresi multivariat adalah model regresi linier dengan q buah peubah respon $Y_1, Y_2, \ldots, Y_q$ yang saling berkorelasi dan beberapa peubah prediktor $X_1, X_2, \ldots, X_p$. Jika pada analisis regresi linier peubah respon diasumsikan saling bebas, maka pada analisis regresi multivariat mempertimbangkan adanya hubungan ketergantungan antar peubah respon. Model regresi linier sederhana dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \cdots + \varepsilon_i, \qquad i = 1,2,\ldots,n$$

Analisis multivariat adalah suatu analisis statistika yang digunakan untuk mengolah data secara serentak dengan memperhitungkan korelasi antar peubah. Dengan adanya korelasi antar peubah ini akan menghasilkan kesimpulan yang tidak sesuai apabila data multivariat dianalisis dengan menggunakan metode analisis univariat karena akan menghilangkan informasi yang terkandung dalam korelasi antar peubah. (Johnson dan Wichern, 2007).

2.2 Hubungan analisis univariat dan multivariat

Fungsi kepekatan peluang normal multivariat adalah bentuk umum dari fungsi kepekatan peluang normal univariat dengan $p \geq 2$ dimensi. Peubah X yang menyebar normal univariat dengan rata-rata μ dan ragam σ^2 atau X~ N(μ, σ^2) memiliki fungsi kepekatan peluang sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2}\left[\frac{x-\mu}{\sigma}\right]^2} \qquad ; -\infty < x < \infty \tag{2.1}$$

$$\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2 = (x-\mu)(\sigma^2)^{-1}(x-\mu) \tag{2.2}$$

Dari nilai eksponen pada fungsi kepekatan peluang tersebut dapat diketahui kuadrat jarak dari x ke μ. Untuk vektor pengamatan berukuran $p \times 1$ bentuk umum nya dapat ditulis:

$$(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})'\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \tag{2.3}$$

$\boldsymbol{\mu}$ adalah vektor nilai harapan berukuran $p\times1$ dan $\boldsymbol{\Sigma}$ adalah matriks varian-kovarian $\mathbf{X}$ berukuran $p\times p$, asumsikan $\boldsymbol{\Sigma}$ definit positif, fungsi kepekatan peluang normal multivariat dapat diperoleh dengan mengganti deviasi univariat pada persamaan (2.2) dengan deviasi umum multivariat pada persamaan (2.3). Pada proses penggantian deviasi univariat menjadi deviasi multivariat, $(2\pi)^{-1/2}(\sigma^2)^{-1/2}$ harus diubah menjadi konstanta yang lebih umum untuk membuat *volume* dibawah permukaan fungsi kepekatan peluang multivariat untuk setiap p. Ini sangat penting karena dalam kasus multivariat, peluang direpresentasikan dengan volume dibawah permukaan daerah interval dari nilai x_i, dengan konstanta $(2\pi)^{-1/2}|\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2}$, sehingga vektor p dimensi kepekatan normal $\mathbf{X}'=[X_1, X_2,..., X_p]$ dapat dituliskan dalam fungsi berikut:

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2}|\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})'\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})} \quad ; \mathbf{x} \in \mathrm{R}^p \tag{2.4}$$

Vektor acak $\mathbf{x}$ yang menyebar normal dengan p peubah dapat ditulis dengan $\mathbf{X}\sim N_p(\boldsymbol{\mu},\boldsymbol{\Sigma})$.

Misalkan p=2 dengan parameter: $\mu_1 = E(X_1)$, $\mu_2 = E(X_2)$, $\sigma_{11} = \mathrm{Var}(X_1)$, $\sigma_{22} = \mathrm{Var}(X_2)$ dan $\rho_{12} = \mathrm{Corr}(X_1, X_2) = \frac{\sigma_{12}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}}}$

sehingga $\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix}\sigma_{11} & \sigma_{12}\\ \sigma_{21} & \sigma_{22}\end{bmatrix}$ dan $\boldsymbol{\Sigma}^{-1} = \frac{1}{\sigma_{11}\sigma_{22}-\sigma^2{}_{12}}\begin{bmatrix}\sigma_{22} & -\sigma_{21}\\ -\sigma_{12} & \sigma_{11}\end{bmatrix}$

Sedangkan ρ_{12} dapat ditulis dengan penguraian sebagai berikut:

$$\rho_{12} = \frac{\sigma_{12}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}}}$$

$$\sigma_{12} = \rho_{12}\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}}$$

$\sigma^2{}_{12} = \rho^2{}_{12}\sigma_{11}\sigma_{22}$ maka $\sigma_{11}\sigma_{22} - \sigma^2{}_{12} = \sigma_{11}\sigma_{22}(1-\rho^2{}_{12})$

$\mathbf{a} = (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}) = \begin{bmatrix}x_1-\mu_1\\ x_2-\mu_2\end{bmatrix}$ dan

$$\mathbf{B} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1} = \frac{1}{\sigma_{11}\sigma_{22}-\sigma^2{}_{12}}\begin{bmatrix}\sigma_{22} & -\rho_{12}\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}}\\ -\rho_{12}\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}} & \sigma_{11}\end{bmatrix}$$

Sehingga kuadrat deviasi dapat diuraikan seperti berikut ini:

$$(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})'\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}) = \mathbf{a}'\mathbf{B}\mathbf{a}$$

$$= \frac{\sigma_{22}(x_1-\mu_1)^2 + \sigma_{11}(x_2-\mu_2)^2 - 2\rho_{12}\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}}(x_1-\mu_1)(x_2-\mu_2)}{\sigma_{11}\sigma_{22}(1-\rho^2{}_{12})}$$

$$= \frac{1}{1-\rho^2{}_{12}}\left[\left(\frac{x_1-\mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}}\right)^2 + \left(\frac{x_2-\mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}}\right)^2 + 2\rho_{12}\left(\frac{x_1-\mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}}\right)\left(\frac{x_2-\mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}}\right)\right]$$

Hasil akhir persamaan ditulis dalam bentuk standar $\frac{x_1-\mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}}$ dan $\frac{x_2-\mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}}$ karena $|\boldsymbol{\Sigma}| = \sigma_{11}\sigma_{22} - \sigma^2{}_{12} = \sigma_{11}\sigma_{22}(1-\rho^2{}_{12})$, maka $\boldsymbol{\Sigma^{-1}}$ dan $|\boldsymbol{\Sigma}|$ dapat disubtitusikan ke dalam fungsi kepekatan peluang normal multivariat untuk p=2 (bivariat) sebagai berikut:

$$f(x_1,x_2) = \frac{1}{2\pi\sqrt{\sigma_{11}\sigma_{22}(1-\rho^2{}_{12})}}exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2{}_{12})}\left[\left(\frac{x_1-\mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}}\right)^{\mathbf{2}}\right.\right.$$
$$\left.\left.+\left(\frac{x_2-\mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}}\right)^{\mathbf{2}} + 2\rho_{12}\left(\frac{x_1-\mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}}\right)\left(\frac{x_2-\mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}}\right)\right]\right\}$$

Dari persamaan tersebut jika diasumsikan X_1 dan X_2 tidak berkorelasi, maka $\rho_{12} = 0$, fungsi tersebut akan sama dengan fungsi kepekatan peluang normal univariat (2.1). Sehingga jika dua peubah respon pada suatu data tidak berkorelasi, selain karena tidak memenuhi asumsi pada analisis multivariat juga sebarannya sesuai jika dianalisis dengan univariat (Johnson dan Wichern, 2007).

2.3 Model Regresi Linier Multivariat

Model regresi linier multivariat merupakan model yang menghubungkan antar q respon, $Y_1, Y_2, \ldots, Y_q$ dan peubah prediktornya $X_1, X_2, \ldots, X_p$ sehingga model regresi multivariat respon ke-q dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
Y_1 &= \beta_{01} + \beta_{11}X_1 + \beta_{21}X_2 + \cdots + \beta_{p1}X_p + \varepsilon_1\\
Y_2 &= \beta_{02} + \beta_{12}X_1 + \beta_{22}X_2 + \cdots + \beta_{p2}X_p + \varepsilon_2\\
&\vdots\\
Y_q &= \beta_{0q} + \beta_{1q}X_1 + \beta_{2q}X_2 + \cdots + \beta_{pq}X_p + \varepsilon_q
\end{aligned}$$

Model regresi multivariat yang terdiri dari q model linier secara simultan ditunjukkan bentuk matriks pada persamaan berikut:

$$\mathbf{Y}_{(nxq)} = \mathbf{X}_{nx(p+1)}\,\mathbf{B}_{(p+1)xq} + \boldsymbol{\varepsilon}_{(nxq)}$$

$$\mathbf{Y}_{(nxq)} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \ldots & y_{1q}\\ y_{21} & y_{22} & \ldots & y_{2q}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ y_{n1} & y_{n2} & \ldots & y_{nq}\end{bmatrix} = [\mathbf{y_1} \quad \mathbf{y_2} \quad \cdots \quad \mathbf{y_q}]$$

$$\mathbf{X}_{nx(p+1)} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ 1 & x_{31} & x_{32} & \vdots & x_{3p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_{(p+1)xq} = \begin{bmatrix} \beta_{01} & \beta_{02} & \cdots & \beta_{0q} \\ \beta_{11} & \beta_{12} & \cdots & \beta_{1q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{p1} & \beta_{p2} & \cdots & \beta_{pq} \end{bmatrix} = [\boldsymbol{\beta_1} \quad \boldsymbol{\beta_2} \quad \cdots \quad \boldsymbol{\beta_q}]$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{(nxq)} = \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} & \cdots & \varepsilon_{1q} \\ \varepsilon_{21} & \varepsilon_{22} & \cdots & \varepsilon_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varepsilon_{n1} & \varepsilon_{n2} & \cdots & \varepsilon_{nq} \end{bmatrix} = [\boldsymbol{\varepsilon_1} \quad \boldsymbol{\varepsilon_2} \quad \cdots \quad \boldsymbol{\varepsilon_q}]$$

dengan: $E(\boldsymbol{\varepsilon}_{(i)}) = \mathbf{0}$ dan $Cov(\boldsymbol{\varepsilon}_{(i)}, \boldsymbol{\varepsilon}_{(k)}) = \sigma_{ik}\mathbf{I}$; $i,k = 1,2,...,q$

2.4 Asumsi Model Linier Multivariat

2.4.1 Pengujian Kebebasan antar peubah respon

Peubah respon $Y_1, Y_2, \ldots, Y_q$ dikatakan bersifat saling bebas jika matriks korelasi antar peubah membentuk matriks identitas. Untuk menguji kebebasan antar peubah dapat dilakukan uji *Bartlett Sphericity* berikut (Morrison, 1990):

H_0 : Antar peubah respon bersifat saling bebas

H_1 : Antar peubah respon bersifat tidak saling bebas

Statistik Uji:

$$\chi^2_{hitung} = -\left\{n - 1 - \frac{2q+5}{6}\right\} \ln |\mathbf{R}| \qquad (2.5)$$

Di mana q adalah jumlah peubah respon dan $|\mathbf{R}|$ adalah nilai determinan matrik korelasi dari peubah respon. Terima H_0 jika $\chi^2_{hitung} \leq \chi^2_{(\alpha, \frac{1}{2}q(q-1))}$ atau dapat dikatakan antar peubah respon bersifat saling bebas.

2.4.2 Multikolinieritas

Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam regresi dengan beberapa peubah prediktor adalah tidak adanya korelasi antara satu peubah prediktor dengan peubah prediktor lainnya. Adanya korelasi dalam model regresi menyebabkan pendugaan parameter regresi yang dihasilkan akan membuat sisaan yang sangat besar. Pendeteksian adanya kasus kolinieritas menurut Johnson dan Wichern (2007) dapat dilihat melalui koefisien korelasi (r_{ij}). Jika koefisien antar peubah > 0.95 maka terdapat korelasi antar peubah tersebut. Untuk mendeteksi adanya kolinieritas dapat menggunakan *Variance Inflation Factors* (VIF) yang dituliskan sebagai berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \qquad (2.6)$$

Dimana R_j^2 adalah koefisien determinasi antar X_j dengan peubah prediktor lainnya. Nilai VIF_j yang lebih besar dari 10 menunjukkan adanya kolinieritas antar peubah. Solusi untuk mengatasi adanya kasus tersebut adalah dengan mengeluarkan peubah prediktor yang tidak signifikan dan melakukan metode regresi kembali dengan peubah-peubah yang signifikan.

2.4.3 Sisaan Normal multivariat

Salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam pemodelan regresi linier multivariat adalah sisaan yang memiliki distribusi normal multivariat. Pemeriksaan distribusi normal multivariat dapat dilakukan dengan cara membuat Q-Q plot dari nilai d_i^2 (Johnson dan Wichern, 2007). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

H_0 : Sisaan berdistribusi normal multivariat
H_1 : Sisaan tidak berdistribusi normal multivariat

Dengan statistik uji:

$$d_i^2 = (\boldsymbol{\varepsilon}_\mathbf{i} - \bar{\boldsymbol{\varepsilon}})^T \mathbf{S}^{-1} (\boldsymbol{\varepsilon}_\mathbf{i} - \bar{\boldsymbol{\varepsilon}}) \qquad (2.7)$$

Jika ada sejumlah data yang memiliki nilai $d_i^2 \le \chi^2{}_{q,0.5}$ lebih dari 50% maka H_0 diterima atau dapat dikatakan asumsi sisaan berdistribusi normal multivariat terpenuhi.

2.4.4 Sisaan saling bebas

Peubah $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \ldots, \varepsilon_q$ dikatakan saling bebas jika matriks korelasi antar sisaan membentuk matriks identitas. Untuk menguji kebebasan antar sisaan dapat dilakukan uji hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Sisaan bersifat saling bebas
H_1 : Sisaan bersifat tidak saling bebas
Statistik Uji:

$$\chi^2{}_{hitung} = -\left\{n - 1 - \frac{2q+5}{6}\right\} \ln |\mathbf{R}| \qquad (2.8)$$

$|\mathbf{R}|$ merupakan nilai determinan matriks korelasi antar sisaan. Terima H_0 jika $\chi^2{}_{hitung} \leq \chi^2{}_{(\alpha, \frac{1}{2}q(q-1))}$ atau dapat dikatakan antar sisaan bersifat saling bebas.

2.5 Pendugaan Parameter

Dalam model regresi multivariat persamaan $\mathbf{Y}_{(nxq)} = \mathbf{X}_{nx(p+1)}\,\mathbf{B}_{(p+1)xq} + \boldsymbol{\varepsilon}_{(nxq)}$. $\mathbf{Y}$ dan $\boldsymbol{\varepsilon}$ adalah suatu matriks berukuran $n{\times}h$, $\mathbf{X}$ adalah suatu matriks berukuran $n{\times}(p+1)$ dan $\boldsymbol{\beta}$ adalah matriks parameter regresi dengan ukuran $(p+1){\times}q$. Estimasi parameter dengan OLS untuk $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ ditulis dalam bentuk persamaan (Rencher, 2002):

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{B}} &= [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y}\\ &= [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}[\mathbf{y_1} \quad \mathbf{y_2} \quad \cdots \quad \mathbf{y_q}]\\ &= \left[[\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{y_1} \quad [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{y_2} \quad \cdots \quad [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{y_q}\right]\\ \hat{\mathbf{B}} &= [\hat{\boldsymbol{\beta}}_1 \quad \hat{\boldsymbol{\beta}}_2 \quad \cdots \quad \hat{\boldsymbol{\beta}}_q]\end{aligned}$$

Sedangkan $\boldsymbol{\varepsilon}$ adalah matriks sisaan ditentukan oleh pendugaan

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{(nxq)} = \mathbf{Y}_{(nxq)} - \mathbf{X}_{nx(p+1)}\,\hat{\mathbf{B}}_{(p+1)xq}$$

2.5.1 Uji Simultan

Uji ini dilakukan untuk mengetahui apakah penduga parameter secara signifikan berpengaruh secara bersama-sama, dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\beta_{1h} = \beta_{2h} = \cdots = \beta_{pq} = 0$

H_1 : Paling tidak ada satu $\beta_{kh} \neq 0$

Dengan k= 1,2,...,p banyak peubah prediktor dan h = 1,2,...,q banyak peubah respon. Statistik uji yang digunakan adalah *Wilk's Lambda:*

$$\Lambda = \frac{|\mathbf{E}|}{|\mathbf{E}+\mathbf{H}|} = \frac{|\mathbf{Y}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{B}}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y}|}{|\mathbf{Y}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y} - \mathrm{n}\bar{\mathbf{y}}\bar{\mathbf{y}}^{\mathbf{T}}|} \qquad (2.9)$$

di mana:

$\mathbf{H} = \hat{\mathbf{B}}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y} - \mathrm{n}\bar{\mathbf{y}}\bar{\mathbf{y}}^{\mathbf{T}}$

$\mathbf{E} = \mathbf{Y}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{B}}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y}$

$\hat{\mathbf{B}}^T$: matriks berukuran $q{\times}(p+1)$ yang merupakan transpose matriks $\hat{\mathbf{B}}$

$\bar{\mathbf{y}}$: vektor rata-rata peubah respon yang berukuran $(q{\times}1)$

Kriteria pengambilan keputusan dalam pengujian ini adalah tolak H_0 jika $\Lambda_{hitung} < \Lambda_{\alpha,q,p,n-p-1}$ atau nilai-p < α.

2.5.2 Uji Parsial

Uji parsial digunakan untuk mengetahui pengaruh masing-masing peubah prediktor secara individual terhadap peubah respon. Uji parsial dilakukan dengan nilai-p dengan hipotesis sebagai berikut (Kerns, 2010):

H_0 : $\beta_{kh} = 0$
H_1 : $\beta_{kh} \neq 0$

Di mana k= 1,2,...,p banyak peubah prediktor dan h = 1,2,...,q banyak peubah respon, dengan statistik uji:

$$\text{nilai} - p = \int_t^{\infty} \frac{\Gamma\left[\frac{db+1}{2}\right]}{\sqrt{db\pi}\,\Gamma\left[\frac{db}{2}\right]}\left(1+\frac{x^2}{db}\right)^{\frac{db+1}{2}} dx$$

dimana:
Γ : fungsi gamma
db : derajat bebas
t : nilai t hitung
x : peubah acak yang mengikuti sebaran t

Apabila H_0 ditolak maka dapat dikatakan bahwa peubah prediktor memberikan pengaruh terhadap peubah respon.

2.6 Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik ditentukan dengan nilai AIC_c. AIC_c merupakan pengembangan dari AIC. Pengembangan dilakukan karena pada sampel kecil nilai AIC memiliki bias yang besar, oleh karena itu, AIC_c sangat baik digunakan apabila ukuran sampel data kecil. Pada suatu model dikatakan baik apabila AIC_c nya paling kecil. Berikut adalah perhitungan nilai AIC_c (Cavanaugh, 1997):

$$AIC_c = n(ln|\mathbf{\Sigma}| + q) + 2(p+q) + \frac{1}{2}\{q(q+1)\}\left(\frac{n}{n-p-q-1}\right) \quad (2.10)$$

dengan:
n : banyak pengamatan
q : banyak peubah respon

p : banyak peubah prediktor
$\mathbf{\Sigma}$: matriks varian kovarian sisaan ($q \times q$)

2.7 Perbandingan Regresi Linier Multivariat dan *Multivariate Geographically Weighted Regression*

Penerapan regresi linier multivariat sudah banyak dilakukan pada data yang peubah responnya saling berkorelasi. Namun model ini belum cukup memberikan informasi untuk data yang mengandung heterogenitas spasial.

Georaphically Weighted Regression (GWR) merupakan model yang digunakan untuk mengatasi adanya pengaruh heterogenitas spasial yang disebabkan oleh perbedaan kondisi lokasi lain, yang ditinjau dari segi geografis, keadaan sosial budaya maupun hal lain yang dapat menimbulkan adanya keheterogenan spasial. Jika pada regresi linier multivariat dilibatkan unsur keheterogenan spasial, maka didapatkan model *Multivariate Geographically Weighted Regression* yang menjelaskan heterogenitas spasial dalam bentuk pembobot. Sehingga, perbedaan model matematis keduanya dapat diuraikan sebagai berikut:
Model untuk regresi linier multivariat:

$$Y_1 = \beta_{01} + \beta_{11}X_1 + \cdots + \beta_{p1}X_p + \varepsilon_1$$
$$Y_2 = \beta_{02} + \beta_{12}X_1 + \cdots + \beta_{p2}X_p + \varepsilon_2$$
$$\vdots$$
$$Y_q = \beta_{0q} + \beta_{1q}X_1 + \cdots + \beta_{pq}X_p + \varepsilon_q$$

Dan untuk pendugaan parameter beta adalah:

$$\begin{aligned}\widehat{\mathbf{B}} &= [\mathbf{X}^T\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{Y} \\ &= [\mathbf{X}^T\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^T[\mathbf{y_1} \quad \mathbf{y_2} \quad \ldots \quad \mathbf{y_q}] \\ &= \left[[\mathbf{X}^T\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y_1} \quad [\mathbf{X}^T\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y_2} \quad \ldots \quad [\mathbf{X}^T\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y_q}\right] \\ \widehat{\mathbf{B}} &= \left[\widehat{\boldsymbol{\beta}}_1 \quad \widehat{\boldsymbol{\beta}}_2 \quad \cdots \quad \widehat{\boldsymbol{\beta}}_q\right]\end{aligned}$$

Sedangkan model untuk *Multivariate Geographically Weighted Regression:*

$$\begin{aligned}Y_{ih} &= \beta_{0h}(u_i, v_i) + \beta_{1h}(u_i, v_i)X_{i1} + \beta_{2h}(u_i, v_i)X_{i2} + \cdots + \beta_{ph}(u_i, v_i)X_{ip} + \varepsilon_{ih} \\ &= \beta_{0h}(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^{p} \beta_{kh}(u_i, v_i)\, X_{ik} + \varepsilon_{ih}\end{aligned}$$

dimana:
k : 1,2,...,p
h : 1,2,...,q

i : 1,2,...,n
p : banyak peubah prediktor

Kemudian untuk pendugaan parameter beta *Multivariate Geographically Weighted Regression* (*Multivariate* GWR) adalah sebagai berikut:

$$\widehat{\mathbf{B}}(u_i,v_i)=\begin{bmatrix}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{1}}(u_i,v_i)\\\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{2}}(u_i,v_i)\\\vdots\\\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{q}}(u_i,v_i)\end{bmatrix}^T$$

$$=\begin{bmatrix}[\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{y}_{\mathbf{1}}\\ [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{y}_{\mathbf{2}}\\\vdots\\ [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{y}_{\boldsymbol{q}}\end{bmatrix}$$

$$=[\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{Y}$$

Dari uraian model diatas dapat dilihat perbedaan antar model regresi linier multivariat dengan *Multivariate* GWR adalah pada penambahan fungsi pembobot $\mathbf{W}(u_i,v_i)$ yang menjelaskan keheterogenan spasial pada setiap lokasi pengamatan yang tidak bisa dijelaskan pada model regresi linier multivariat.

2.8 Penentuan *Bandwidth* dan Pembobot Optimum

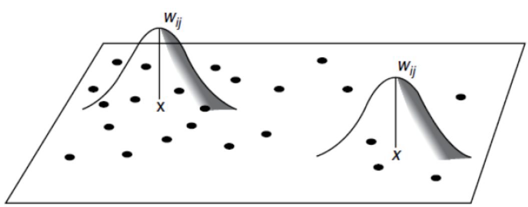
Bandwidth adalah ukuran jarak fungsi pembobot dan sejauh mana pengaruh lokasi terhadap lokasi lain. Secara teoritis *bandwidth* merupakan lingkaran dengan radius *l* dari titik pusat lokasi, dimana digunakan sebagai dasar menentukan bobot setiap pengamatan terhadap model regresi pada lokasi tersebut. Untuk pengamatan-pengamatan yang terletak dekat dengan lokasi *i* maka akan lebih berpengaruh dalam membentuk paramater model pada lokasi *i*. Nilai *bandwidth* optimum pada model *Multivariate* GWR dapat dicari dengan menggunakan *Cross Validation* (CV) dengan rumus sebagai berikut:

$$\mathrm{CV}=\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\hat{Y}_{\neq i}(l))^2 \qquad (2.11)$$

dengan *l* merupakan nilai *bandwidth* optimum untuk menghasilkan nilai CV yang minimum. $\hat{Y}_{\neq i}(l)$ adalah nilai dugaan y_i (*fitting value*) dengan pengamatan proses prediksi (Fotheringham dkk, 2002).

Jika **W**(i) adalah matriks pembobot spasial lokasi ke-i yang nilai elemen-elemen diagonalnya ditentukan oleh kedekatan lokasi ke-i dengan lokasi lainnya (lokasi ke-j). Semakin dekat lokasinya maka semakin besar nilai pembobot pada elemen yang bersesuaian. Menurut Chasco, Gracia dan Vicens (2007) fungsi kernel merupakan fungsi pembobot yang digunakan untuk menduga parameter model dalam model GWR jika fungsi jarak adalah fungsi kontinu dan menurun. Pembobot yang terbentuk dengan menggunakan fungsi kernel adalah fungsi jarak *Gauss* (*Gaussian Distance Function*), *bisquare kernel* dan lain lain. Data yang jaraknya lebih dekat terhadap titik regresi i akan mendapatkan bobot yang lebih besar daripada data yang jaraknya lebih jauh. Pembobotan kernel memiliki 2 tipe umum yaitu *fixed* dan *adaptive*.

Metode *Fixed Kernel* memungkinkan nilai *bandwidth* optimal untuk tiap lokasi adalah sama atau konstan. Jika titik-titik data tersebar secara beraturan pada wilayah penelitian maka penggunaan metode *fixed* akan cocok untuk pemodelan (Fotheringham dkk., 2002) masalah utama dari metode *Fixed Kernel* adalah ketika data dalam wilayah penelitian bersifat jarang atau terkelompok di beberapa titik dan tidak tersebar secara teratur, metode ini menghasilkan varian yang besar.



Gambar 2.1 Hubungan antara *bandwidth* dan fungsi pembobot kernel spasial

di mana:

X : titik lokasi pengamatan ke-i (*regression point*)

• : titik lokasi pengamatan lainnya (*data point*)

1. *Fixed Gaussian Kernel*

Pembobotan dengan fungsi *Kernel Gaussian* akan memberi bobot yang semakin menurun mengikuti fungsi *Gaussian* ketika d_{ij} semakin besar:

$$\mathbf{W}_j(i) = exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{l}\right)^2\right] \quad (2.12)$$

di mana

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (2.13)$$

d_{ij} adalah jarak *euclidean* dari lokasi *i* dengan koordinat (u_i, v_i) ke lokasi ke-*j* dengan koordinat (u_j, v_j), dan l adalah *bandwidth* optimum yang dicari dengan CV.

2. *Fixed Bisquare Kernel*

Pada fungsi pembobot *Kernel Bisquare*, jika jarak antar lokasi ke-*i* dengan lokasi ke-*j* lebih besar atau sama dengan nilai *bandwidth*, maka lokasi tersebut akan diberi bobot nol. Sedangkan jarak antar lokasi yang kurang dari nilai *bandwidth* akan diberi bobot mendekati satu seiring semakin dekatnya jarak antara lokasi ke-*i* dengan lokasi ke-*j*. Fungsi pembobot *Fixed Bisquare Kernel* dirumuskan sebagai berikut:

$$\mathbf{W}_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{l}\right)^2\right)^2, \text{ jika } d_{ij} \leq l \\ 0 \text{ , jika } d_{ij} > l \end{cases} \quad (2.14)$$

2.9 Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial ditunjukkan oleh variasi sifat antar lokasi. Heterogenitas spasial dapat disebabkan oleh kondisi unit spasial di dalam suatu wilayah pengamatan yang pada dasarnya tidak homogen. Pengujian heterogenitas spasial ini dapat dilakukan dengan menggunakan uji Breusch-Pagan (BP) di mana hipotesisnya:

H_0 : $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \cdots = \sigma$ (tidak terdapat heterogenitas spasial)

H_1 : minimal ada satu i dimana $\sigma_i^2 \neq \sigma$ (terdapat heterogenitas spasial)

Statistik Uji :

$$\text{BP} = \frac{1}{2}\mathbf{f}^{\text{T}}\mathbf{Z}(\mathbf{Z}^{\text{T}}\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}^{\text{T}}\mathbf{f} + \frac{1}{\text{T}}\left[\frac{\mathbf{e}^{\text{T}}\mathbf{W}\mathbf{e}}{\sigma^2}\right]^2 \quad (2.15)$$

di mana:

e_i : *least square* sisaan untuk pengamatan ke-*i*

f : $(f_1, f_2, \ldots, f_n)$ dengan $f_i = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1\right)$

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

T : trace($\mathbf{W}^T\mathbf{W} + \mathbf{W}^2$)

W : matriks pembobot antar lokasi *i* dan *j*

Dengan p adalah banyak prediktor, kriteria keputusan adalah Tolak H_0 jika BP > $\chi^2_{\alpha,(p+1)}$ atau jika nilai-p < α, sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat heterogenitas spasial.

2.10 Model *Geographically Weighted Regression* (GWR)

Menurut Charlton dan Fotheringham (2009) Salah satu metode yang dapat digunakan untuk data yang mengandung heterogenitas spasial adalah model *Geographically Weighted Regression* (GWR). Model GWR merupakan pengembangan dari model regresi global yang diboboti lokasi. Pada model GWR setiap parameternya dihitung pada setiap lokasi pengamatan, sehingga setiap lokasi pengamatan mempunyai nilai parameter yang regresi yang berbeda-beda. Model GWR dapat ditulis sebagai (Fotheringham dkk, 2002):

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^{p} \beta_k(u_i, v_i)\, x_{ik} + \varepsilon_i \qquad (2.16)$$

di mana:

y_i : Nilai amatan peubah respon untuk lokasi ke-i.

(u_i, v_i) : Koordinat letak geografis (*longitude*, *latitude*) dari lokasi pengamatan ke-i.

$\beta_k(u_i, v_i)$: Koefisien regresi peubah prediktor ke-k pada lokasi pengamatan ke-i.

x_{ik} : Nilai amatan peubah prediktor ke-k pada lokasi pengamatan ke-i.

ε_i : Sisaan pengamatan ke-i yang diasumsikan identik, independen dan menyebar normal dengan mean nol dan ragam konstan σ^2.

2.11 *Multivariate Geographically Weighted Regression* (*Multivariate* GWR)

Model *Multivariate* GWR merupakan pengembangan dari model linier spasial multivariat dengan penduga parameter bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan. Pada model *Multivariate* GWR asumsi yang digunakan adalah vektor *error* ($\underset{\sim}{\boldsymbol{\varepsilon}}$) berdistribusi normal multivariat dengan *mean* vektor nol dan matriks varians-kovarian $\boldsymbol{\Sigma}$ pada setiap lokasi (u_i, v_i). Persamaan model *Multivariate* GWR berdasarkan indeks peubah respon pada lokasi ke-i dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_{ih} = \beta_{0h}(u_i, v_i) + \beta_{1h}(u_i, v_i)X_{i1} + \beta_{2h}(u_i, v_i)X_{i2} + \cdots + \beta_{ph}(u_i, v_i)X_{ip} + \varepsilon_{ih}$$

$$= \beta_{0h}(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^{p} \beta_{kh}(u_i, v_i)\, X_{ik} + \varepsilon_{ih}$$

Berdasarkan indeks peubah respon pada lokasi ke-*i*, persamaan tersebut dapat diuraikan seperti berikut:

$$Y_{i1} = \beta_{01}(u_i, v_i) + \beta_{11}(u_i, v_i)X_{i1} + \beta_{21}(u_i, v_i)X_{i2} + \cdots + \beta_{p1}(u_i, v_i)X_{ip} + \varepsilon_{i1}$$
$$Y_{i2} = \beta_{02}(u_i, v_i) + \beta_{12}(u_i, v_i)X_{i1} + \beta_{22}(u_i, v_i)X_{i2} + \cdots + \beta_{p2}(u_i, v_i)X_{ip} + \varepsilon_{i2}$$
$$\vdots$$
$$Y_{iq} = \beta_{0q}(u_i, v_i) + \beta_{1q}(u_i, v_i)X_{i1} + \beta_{2q}(u_i, v_i)X_{i2} + \cdots + \beta_{pq}(u_i, v_i)X_{ip} + \varepsilon_{iq}$$

dimana:

k : 1,2,...,*p*
h : 1,2,...,*q*
i : 1,2,...,*n*
p : banyak peubah prediktor

2.12 Pendugaan Parameter

Parameter model *Multivariate* GWR dapat diduga menggunakan metode WLS (*Weighted Least Square*) sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\,\mathbf{B}(u_i, v_i) + \boldsymbol{\varepsilon}$$

$$\hat{\mathbf{B}}(u_i, v_i) = \left[\hat{\beta}_{01}(u_i, v_i) \;\; \hat{\beta}_{1h}(u_i, v_i) \ldots \;\; \hat{\beta}_{kh}(u_i, v_i)\right]$$
$$= [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{Y}$$

$$\hat{\mathbf{B}}(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{1}}(u_i, v_i) \\ \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{2}}(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{q}}(u_i, v_i) \end{bmatrix}^T$$

$$= \begin{bmatrix} [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{y_1} \\ [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{y_2} \\ \vdots \\ [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{y_q} \end{bmatrix}$$

$$= [\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{Y} \quad (2.17)$$

Pendugaan matriks varian kovarian sisaan ($\boldsymbol{\Sigma}$) dari *Mutivariate* GWR adalah (Harini dkk, 2012):

$$\widehat{\boldsymbol{\Sigma}} = \frac{\mathbf{SSPE}}{\mathrm{tr}((\mathbf{I}-\mathbf{S})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S}))} \quad (2.18)$$

Dengan:

$$\mathbf{SSPE} = \boldsymbol{\varepsilon}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varepsilon} = \left(\mathbf{Y}-\widehat{\mathbf{Y}}\right)^{\mathrm{T}}\left(\mathbf{Y}-\widehat{\mathbf{Y}}\right)$$
$$= \left((\mathbf{I}-\mathbf{S})\mathbf{Y}\right)^{\mathrm{T}}((\mathbf{I}-\mathbf{S})\mathbf{Y})$$
$$= \mathbf{Y}^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})\mathbf{Y}$$

$$\mathbf{S}_{(\mathrm{nxn})} = \begin{bmatrix} \underset{\sim 1}{\mathbf{x}}^{T}[\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_1,v_1)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_1,v_1) \\ \underset{\sim 2}{\mathbf{x}}^{T}[\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_2,v_2)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_2,v_2) \\ \underset{\sim 3}{\mathbf{x}}^{T}[\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_3,v_3)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_3,v_3) \\ \vdots \\ \underset{\sim n}{\mathbf{x}}^{T}[\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_n,v_n)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_n,v_n) \end{bmatrix}$$

Sedangkan untuk penentuan model terbaik dari Multivariate GWR digunakan $\mathrm{AIC_c}$ dengan rumus:

$$AIC_c = \left|\widehat{\boldsymbol{\Sigma}}\right| + 2p\left\{\frac{n}{n-p-1}\right\} \quad (2.19)$$

2.13 Uji Kesesuaian Model

Pengujian hipotesis kesesuaian model *Multivariate* GWR dilakukan untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh geografis pada model. Hipotesis yang mewakili adalah sebagai berikut:

$\mathrm{H_0}$: $\beta_{kh}(u_i,v_i) = \beta_{kh}$ $\quad k = 0,1,2,\ldots,p$ dan $h = 1,2,\ldots,q$
(tidak ada pengaruh faktor geografis pada model)

$\mathrm{H_1}$: $\beta_{kh}(u_i,v_i) \neq \beta_{kh}$ (ada pengaruh faktor geografis pada model)

Pengujian ini dilakukan dengan membandingkan jumlah kuadrat galat model regresi multivariat dengan model *Multivariate* GWR sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\textbf{SSPE} &= \boldsymbol{\varepsilon}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varepsilon}\\ &= \left(\mathbf{Y}-\hat{\mathbf{Y}}\right)^{\mathrm{T}}\left(\mathbf{Y}-\hat{\mathbf{Y}}\right)\\ &= \left((\mathbf{I}-\mathbf{S})\mathbf{Y}\right)^{\mathrm{T}}\left((\mathbf{I}-\mathbf{S})\mathbf{Y}\right)\\ &= \mathbf{Y}^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})\mathbf{Y}\end{aligned}$$

Statistik Uji:

$$F^{*} = \frac{\dfrac{\left|\left(\mathbf{Y}^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{M})\mathbf{Y}\right)-\left(\mathbf{Y}^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})\mathbf{Y}\right)\right|}{n-p-r_1}}{\dfrac{\left|\mathbf{Y}^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})\mathbf{Y}\right|}{\left(\dfrac{r_1^2}{r_2}\right)}} \quad (2.20)$$

$r_i = \mathrm{tr}([(\mathbf{I}-\mathbf{S})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})]^{i})$, i = 1,2

dengan menggunakan taraf nyata (α) maka keputusan yang diambil adalah tolak H_0 jika $F^* > F_{\left(\alpha;(n-p-r_1),\left(\frac{r_1^2}{r_2}\right)\right)}$ atau dapat dikatakan *Multivariate* GWR berbeda dengan model regresi linier multivariat.

2.14 Uji Simultan

Pengujian parameter secara simultan dilakukan setelah uji kesesuaian model, uji ini bertujuan untuk mengetahui signifikansi peubah-peubah prediktor pada model *Multivariate* GWR secara bersama-sama. Hipotesis untuk uji simultan ini dapat dituliskan sebagai berikut:

H_0 : $\beta_{1h}(u_i,v_i) = \beta_{2h}(u_i,v_i) = \cdots = \beta_{pq}(u_i,v_i) = 0$

H_1 : Paling tidak ada satu paramater yang tidak sama dengan nol

Statistik Uji :

$$F = \frac{\dfrac{\left|\mathbf{Y}^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S}_{\boldsymbol{\omega}})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S}_{\boldsymbol{\omega}})\mathbf{Y}\right|}{\left(\dfrac{r_{1\,\omega}^2}{r_{2\,\omega}}\right)}}{\dfrac{\left|\mathbf{Y}^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})\mathbf{Y}\right|}{\left(\dfrac{r_1^2}{r_2}\right)}} \quad (2.21)$$

dengan :

r_i = $tr([(\mathbf{I}-\mathbf{S})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S})]^{i})$, i = 1,2

$r_{i_\omega} = tr([(\mathbf{I}-\mathbf{S_\omega})^{\mathrm{T}}(\mathbf{I}-\mathbf{S_\omega})]^{i}),\ \mathrm{i} = 1{,}2$

$$\mathbf{S}_{\omega(\mathrm{nxn})} = \begin{bmatrix} 1\left[\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_1,v_1)\,\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\right]^{-1}\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_1,v_1) \\ 1\left[\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_2,v_2)\,\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\right]^{-1}\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\mathbf{W}(u_2,v_2) \\ 1\left[\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_3,v_3)\,\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\right]^{-1}\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\mathbf{W}(u_3,v_3) \\ \vdots \\ 1\left[\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}(u_n,v_n)\,\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\right]^{-1}\underset{\sim}{\mathbf{1}}^{T}\mathbf{W}(u_n,v_n) \end{bmatrix}$$

Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $F > F_{\left(\alpha;\left(\frac{r_{1\omega}^2}{r_{2\omega}}\right),\left(\frac{r_1^2}{r_2}\right)\right)}$

2.15 Uji Parsial

Pengujian parameter secara parsial dilakukan untuk mengetahui parameter-parameter yang signifikan mempengaruhi peubah respon, dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta_{kh}(u_i, v_i) = 0$
$H_1 : \beta_{kh}(u_i, v_i) \neq 0$
dengan $i = 1,2,\ldots,n$,$k = 0,1,2,\ldots,p$ dan $h = 1,2,\ldots,q$

Statistik Uji:

$$t = \frac{\hat{\beta}_{kh}(u_i, v_i)}{SE\left(\hat{\beta}_{kh}(u_i, v_i)\right)} \quad (2.22)$$

Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $|t| > t_{\left(\alpha/_2;(n-rank(X))\right)}$

2.16 Tinjauan Non Statistika

2.16.1 Angka Harapan Hidup

Angka/Umur harapan hidup (AHH) secara definisi adalah perkiraan rata-rata lamanya hidup yang akan dicapai oleh sekelompok penduduk dari sejak lahir. AHH dapat dijadikan salah satu alat untuk mengevaluasi kinerja pemerintah pada keberhasilan pembangunan kesehatan serta sosial ekonomi di suatu wilayah.

Untuk menghitung AHH (e0), idealnya dihitung berdasarkan angka kematian menurut umur (*Age Specific Death Rate* (ASDR) yang datanya diperoleh dari catatan registrasi kematian secara bertahun-tahun sehingga dimungkinkan dibuat tabel kematian. Tetapi karena sisten registrasi penduduk di Indonesia belum berjalan dengan baik maka untuk menghitung AHH digunakan cara tidak langsung dengan program *Mortpak Lite* (metode Brass, varian Trussel), metode ini mengharuskan ketersediaan data jumlah rata-rata anak lahir hidup dan rata-rata anak yang masih hidup. Metode Trussel selama ini lebih sering digunakan untuk menghitung angka harapan hidup penduduk dibandingkan metode lainnya.

2.16.2 Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat

Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat (IPKM) adalah kumpulan indikator kesehatan yang dapat dengan mudah dan langsung diukur untuk menggambarkan masalah kesehatan. Serangkaian indikator ini juga secara langsung dan tidak langsung mempengaruhi angka harapan hidup yang panjang dan sehat. Prinsip umum indikator yang digunakan dalam penyusunan IPKM adalah sederhana, mudah, dapat diukur, bermanfaat, dipercaya dan tepat waktu. Indikator-indikator tersebut lebih menunjukkan dampak dari pembangunan kesehatan tahun sebelumnya dan menjadi acuan perencanaan program pembangunan kesehatan untuk tahun berikutnya (Balitbangkes, 2014).

Kerangka konsep pengembangan IPKM dikembangkan lebih lanjut berdasarkan model determinan sosial, budaya, ekonomi, biologia dan psikososial. Indikator utama pembangunan kesehatan masyarakat yang digunakan mencakup kesehatan balita, kesehatan reproduksi, pelayanan kesehatan, perilaku penyakit tidak menular, penyakit menular dan kesehatan lingkungan dan terdiri dari 24 indikator yang diperhitungkan secara bersama-sama untuk melihat akumulasi status kesehatan masyarakat di 440 kabupaten/kota di Indonesia yang datanya berasal dari Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas), Survey Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) dan Survey Potensi Desa (PODES).

2.16.3 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Angka Harapan Hidup dan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat

Dari uraian sebelumnya, peneliti memutuskan untuk memilih 7 peubah prediktor yang kemungkinan berpengaruh terhadap AHH dan IPKM. Ketujuh peubah prediktor tersebut mewakili dari segi kesehatan balita, kesehatan lingkungan dan kesehatan reproduksi, sebagai berikut:

1. Prevalensi Gizi Buruk dan Kurang

Perbandingan berat badan dan umur. Untuk menilai status gizi tersebut digunakan indeks antropometri, yaitu berdasarkan berat badan menurut umur (BB/U) dengan rujukan WHO-NCHS yang disajikan dalam versi skor simpangan baku. Status gizi dikatakan kurang apabila perbandingan antara berat badan kurang bila mempunyai nilai Z *score* kurang dari -2 simpangan baku (Saputra, 2012).

2. Angka Kematian Bayi

Persentase bayi yang meninggal dibawah usia satu tahun. Angka kematian bayi dapat dihitung dengan cara:

$$AKB = \frac{D}{\Sigma\, lahir\ hidup} \times K$$

dengan:

AKB : Angka Kematian Bayi
D : Jumlah kematian bayi (berumur kurang dari 1 tahun) pada tahun x di daerah tertentu.
K = 1000

3. Cakupan Kunjungan Neonatal

Balita yang pernah mendapat pelayanan kesehatan dalam 1-7 hari setelah lahir.

4. Cakupan Akses Sanitasi

Persentase rumah tangga yang menggunakan sendiri fasilitas tempat buang air besar dan jenis kloset leher angsa di daerah tertentu.

5. Cakupan Penggunaan Air Bersih

Penggunaan air perkapita dalam rumah tangga. Akses air baik jika rumah tangga minimal menggunakan 20 liter per orang per hari.

6. Cakupan Pemeriksaan Kehamilan

Persentase ibu hamil yang memeriksakan kehamilannya.

7. Proporsi Penggunaan KB

Perbandingan jumlah keluarga yang menggunakan KB dengan jumlah keluarga di lokasi tersebut.

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder dari Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas), Survey Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) dan Survey Potensi Desa (PODES) di Jawa Timur tahun 2013 tentang Angka Harapan Hidup dan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat. Kota dan kabupaten di Jawa Timur dijadikan sebagai unit pengamatan, sehingga banyak pengamatan terdiri dari 38 kota/kabupaten. Peubah penelitian dapat dilihat secara rinci pada Tabel 3.1:

Tabel 3.1 Peubah respon dan peubah prediktor penelitian

Peubah		Keterangan
Respon	AHH	Angka Harapan Hidup (Tahun)
	IPKM	Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat
Prediktor	GIZI	Pravelensi Gizi Buruk dan Kurang (%)
	AKB	Angka Kematian bayi (%)
	NEO	Cakupan Kunjungan Neonatal (%)
	SAN	Cakupan akses sanitasi (%)
	AIR	Cakupan akses air bersih (%)
	PKM	Cakupan pemeriksaan kehamilan (%)
	KB	Proporsi pengguna KB (%)

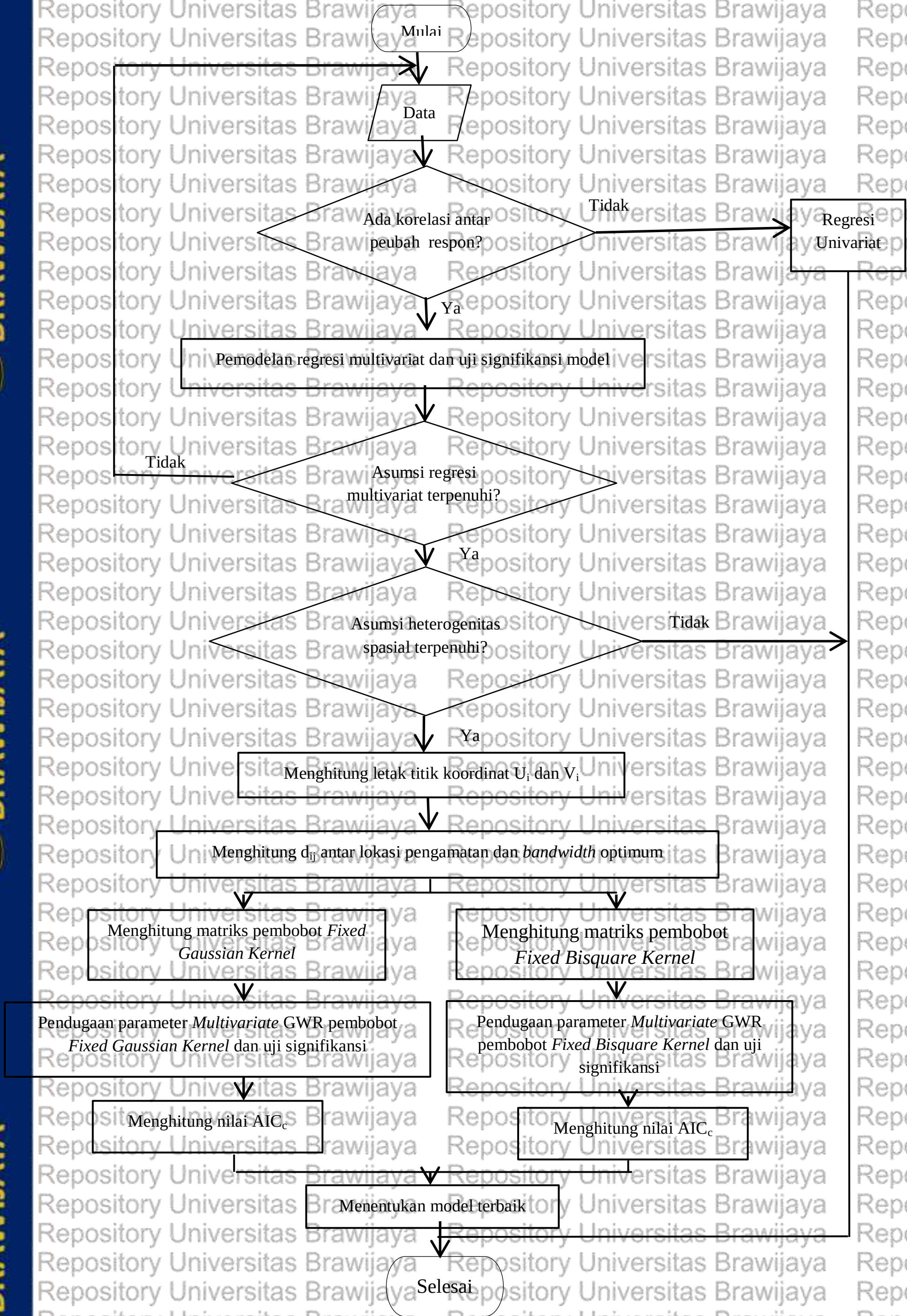
3.2 Metode Analisis Data

Langkah-langkah dalam menganalisis data adalah sebagai berikut:

1. Pengujian asumsi
   a. Memeriksa korelasi antar peubah respon untuk menguji kebebasan antar peubah respon menggunakan uji *Bartlett Sphericity* yang ditulis dalam persamaan (2.5)
   b. Memeriksa kenormalan multivariat peubah respon dengan Q-Q plot dengan persamaan (2.7)
   c. Menguji asumsi non multikolinieritas dengan persamaan (2.6)
2. Melakukan analisis regresi multivariat
   a. Menduga parameter regresi multivariat
   b. Melakukan Uji simultan dan parsial
3. Uji asumsi regresi multivariat

a. Uji asumsi sisaan regresi multivariat (normal multivariat) menggunakan persamaan (2.7)
b. Menguji kebebasan antar sisaan dengan persamaan (2.8)
c. Melakukan uji simultan dan parsial.

4. Menguji asumsi heterogenitas spasial menggunakan statistik uji *Breusch-Pagan* pada persamaan (2.15).
5. Menganalisis model *Multivariate Geographically Weighted Regression*:
   a. Menghitung letak koordinat u_i dan v_i berdasarkan koordinat UTM untuk setiap kota/kabupaten di Jawa Timur.
   b. Menghitung jarak *euclidean* antar lokasi pengamatan berdasarkan perhitungan (u_i, v_i) menggunakan persamaan (2.13).
   c. Menentukan *bandwidth* optimum untuk semua lokasi pengamatan menggunakan *Cross Validation* yang tercantum pada persamaan (2.11).
   d. Menentukan matriks pembobot dengan fungsi *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*.
   e. Menduga parameter model *Multivariate* GWR dengan menggunakan prosedur WLS seperti pada persamaan (2.17).
   f. Melakukan uji kesesuaian model mengetahui ada tidaknya pengaruh geografis pada model dengan persamaan (2.20)
   g. Melakukan uji simultan menggunakan statistik uji F pada persamaan (2.21) dan uji parsial menggunakan statistik uji t seperti pada persamaan (2.22).
6. Menentukan model yang paling sesuai berdasarkan perhitungan nilai AIC_c model regresi multivariat dan *Multivariate* dengan fungsi *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*.
7. Menginterpretasi dan menyimpulkan hasil analisis.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengujian Asumsi

4.1.1 Pengujian Asumsi Kebebasan Peubah Respon

Salah satu syarat dalam pemodelan regresi linier multivariat adalah antara peubah respon harus saling tidak bebas, sehingga perlu dilakukan uji *Bartlett Sphericity* dengan hipotesis:

H_0 : Antar peubah respon bersifat saling bebas

H_1 : Antar peubah respon bersifat tidak saling bebas

Uji ini melibatkan nilai determinan matriks korelasi pada perhitungan statistik ujinya. Nilai korelasi peubah angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat disajikan pada Tabel 4.1:

Tabel 4.1 Koefisien Korelasi

Peubah Respon	AHH (Y_1)	IPKM (Y_2)
AHH (Y_1)	1	0.805
IPKM (Y_2)	0.805	1

$$\chi^2{}_{hitung} = -\left\{n - 1 - \frac{2q+5}{6}\right\} \ln|\mathbf{R}|$$

$$= -\left\{38 - 1 - \frac{2(2)+5}{6}\right\} \ln(1 - (0.805)^2) = 37.06$$

Dari hasil perhitungan diperoleh $\chi^2{}_{hitung}$ yang lebih besar dari $\chi^2{}_{(0.1,1)}$ = 2.706 sebesar 37.06 sehingga keputusan yang diambil adalah Tolak H_0 atau dapat dikatakan bahwa peubah angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat tidak saling bebas.

4.1.2 Pengujian Asumsi Kenormalan Multivariat Peubah Respon

Regresi multivariat dapat diterapkan jika peubah respon menyebar normal multivariat, pemeriksaan kenormalan multivariat ini menggunakan Q-Q plot. Jika plot peubah respon dalam Q-Q plot menyebar disekitar garis lurus dan nilai t lebih dari 0.5 (terdapat lebih dari 50% nilai $d_i^2 \leq \chi^2_{(\alpha,p)}$), dapat disimpulkan peubah respon tersebut menyebar normal multivariat. Q-Q plot yang diperoleh dengan *macro minitab* terlampir pada Lampiran 4.

Berdasarkan gambar Q-Q plot peubah AHH dan IPKM pada Lampiran 5 dapat disimpulkan bahwa peubah AHH dan IPKM menyebar normal multivariat. Hal ini dibuktikan dengan linieritas plot dan nilai t sebesar 0.53162 atau terdapat 53,16% nilai $d_i^2 \leq \chi^2_{(0.1,2)} = 4.605$.

4.1.3 Pengujian Asumsi Multikolinieritas

Pengujian ini bertujuan untuk memeriksa ketergantungan antar peubah prediktor. Kriteria uji yang digunakan adalah nilai VIF, apabila nilai VIF >10 maka dikatakan terjadi multikolinieritas. Nilai VIF setiap peubah prediktor ditunjukkan Tabel 4.2:

Tabel 4.2 Nilai VIF Peubah Prediktor

Peubah	GIZI	AKB	NEO	SAN	AIR	PKM	KB
VIF	5.88	5.55	1.61	4.54	2.14	2.22	2.50

Nilai VIF pada Tabel 4.2 menunjukkan bahwa masing-masing peubah prediktor pada penelitian ini kurang dari 10 sehingga dapat disimpulkan bahwa asumsi non multikolinieritas terpenuhi, sehingga peubah-peubah tersebut dapat digunakan untuk pembentukan model regresi.

4.2 Pendugaan Parameter Model Regresi Multivariat

Hasil pendugaan parameter model regresi multivariat dapat diringkas dalam Tabel 4.3:

Tabel 4.3 Nilai Penduga Parameter Regresi Multivariat

		Nilai Duga	p>|t|	P	R^2
AHH	KONS	76.714	**0.000**	**0.000**	0.9949
	GIZI	-0.0058	0.758		
	AKB	-0.249	**0.000**		
	NEO	-0.014	**0.066**		
	SAN	0.0023	0.554		
	AIR	-0.0031	0.223		
	PKM	-0.012	**0.055**		
	KB	-0.0024	0.828		
IPKM	KONS	0.553	**0.000**	**0.000**	0.9005
	GIZI	-0.00125	0.350		
	AKB	-0.00075	0.181		
	NEO	0.001004	**0.073**		
	SAN	0.000914	**0.002**		
	AIR	0.000513	**0.007**		
	PKM	0.000318	0.464		
	KB	0.00025	0.747		

Model regresi linier multivariat berdasarkan nilai duga pada Tabel 4.3:

$$AHH = 76.714 - 0.0058GIZI - 0.249AKB - 0.014NEO + 0.0023SAN - 0.0031AIR - 0.012PKM - 0.0024KB$$

Model tersebut menjelaskan bahwa dengan syarat peubah lain tetap, setiap pertambahan 1 persen angka kematian bayi maka angka harapan hidup di Jawa Timur akan menurun 0.249 tahun. Misalkan terdapat 100 ibu hamil di Jawa Timur yang memeriksakan kehamilannya, apabila bertambah satu ibu hamil yang memeriksakan kehamilannya maka angka harapan hidup akan menurun 0.055 tahun dengan syarat peubah yang lain tetap, begitu juga untuk peubah lainnya dengan menyesuaikan nilai duga yang tertera pada Tabel 4.3.

$$IPKM = 0.553 - 0.00125GIZI - 0.00075AKB + 0.001004NEO + 0.000914SAN + 0.000513AIR + 0.000318PKM + 0.00025KB$$

Model diatas menunjukkan bahwa setiap peningkatan 1 persen bayi yang pernah mendapat pelayanan kesehatan dalam 1-7 hari setelah lahir maka indeks pembangunan kesehatan masyarakat akan bertambah sebesar 0.001004 dengan syarat peubah lain bernilai tetap. Misalkan terdapat 100 rumah tangga yang sudah memiliki akses air yang baik, jika setiap bertambah satu rumah tangga yang memiliki akses air bersih yang baik maka indeks pembangunan kesehatan di Jawa Timur akan bertambah 0.000513 dengan syarat peubah lain konstan, begitu seterusnya untuk peubah lain disesuaikan dengan nilai duga pada Tabel 4.3.

Nilai R^2 sebesar 99.49% menunjukkan besarnya keragaman dari angka harapan hidup yang dapat dijelaskan oleh model, sedangkan keragaman yang dapat dijelaskan oleh model dengan peubah respon indeks pembangunan kesehatan masyarakat adalah sebesar 90.05%.

4.3 Uji Simultan dan Uji Parsial

Uji simultan dilakukan untuk mengetahui signifikan atau tidaknya pengaruh peubah prediktor terhadap peubah respon secara serempak, dengan hipotesis:

H_0 : $\beta_{p1} = \beta_{p2} = \cdots = \beta_{pq} = 0$ (model tidak signifikan)

H_1 : Paling tidak ada satu $\beta_{pq} \neq 0$ (model signifikan)

Berdasarkan Tabel 4.3 didapatkan nilai-p untuk peubah angka harapan hidup dan IPKM adalah sebesar 0.000 kurang dari α, sehingga dapat disimpulkan bahwa peubah prevalensi gizi kurang dan buruk, angka kematian bayi, cakupan kunjungan neonatal, cakupan akses sanitasi, cakupan akses air bersih, cakupan pemeriksaan kehamilan dan proporsi pengguna KB secara serempak mempengaruhi angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat di Kabupaten/Kota Jawa Timur tahun 2013.

Sedangkan untuk uji parsial, dengan hipotesis:

H_0 : $\beta_{kh} = 0$ k =0,1,2,..,7 ; h= 1,2

H_1 : $\beta_{kh} \neq 0$ k =0,1,2,..,7 ; h= 1,2

Didapatkan peubah angka kematian bayi, cakupan kujungan neonatal dan cakupan pemeriksaan kehamilan berpengaruh signifikan terhadap angka harapan hidup, hal ini dibuktikan dengan nilai-p berturut-turut dari masing-masing peubah adalah sebesar 0.000, 0.055 dan 0.066 yang kurang dari α (0.10). Selanjutnya untuk peubah IPKM mendapat pengaruh signifikan dari peubah cakupan kunjungan neonatal, cakupan akses sanitasi dan cakupan akses air bersih dengan nilai-p masing-masing sebesar 0.073, 0.002 dan 0.007, sehingga ketiga peubah tersebut dikatakan memiliki pengaruh signifikan terhadap indeks pembangunan kesehatan masyarakat karena nilai-p yang kurang dari α (0.10).

4.4 Pengujian Asumsi Sisaan Regresi Multivariat

4.4.1 Uji Asumsi Sisaan Normal Multivariat

Salah satu asumsi model regresi multivariat adalah sisaan yang berdistribusi normal multivariat, pemeriksaan kenormalan multivariat ini menggunakan Q-Q plot.

Gambar Q-Q plot sisaan pada Lampiran 5 menjelaskan bahwa sisaan menyebar normal multivariat dengan nilai t sebesar 0.526316, atau dapat dikatakansebanyak 52.63% nilai d_i^2 kurang dari atau sama dengan $\chi^2_{(0.1,2)}$= 4.605

4.4.2 Uji Asumsi Sisaan Saling Bebas

Pengujian asumsi sisaan saling bebas ini dilakukan dengan uji *Bartlett-Sphrecity*, dengan hipotesis:

H_0 : Sisaan bersifat saling bebas

H_1 : Sisaan bersifat tidak saling bebas

Berdasarkan persamaan (2.8) diperoleh nilai $\chi^2{}_{hit}$ sebesar 0.357, dimana nilai tersebut kurang dari nilai $\chi^2{}_{tabel}$ sebesar 2.706, maka keputusan yang dapat diambil adalah terima H_0 atau dapat dikatakan sisaan saling bebas.

4.5 Pengujian Asumsi Heterogenitas Spasial

Tujuan pengujian pengaruh spasial adalah untuk mengetahui keragaman antar lokasi setiap peubah. Analisis GWR dapat dilakukan jika terbukti adanya keragaman spasial. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan statistik uji Breusch-Pagan, dengan hipotesis:

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

H_1 : minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$

Statistik uji Breusch-Pagan yang didapatkan disajikan dalam Tabel 4.4:

Tabel.4.4 Nilai Statistik Uji Breusch-Pagan

Peubah	BP	nilai-p
AHH	13.246	0.06634
IPKM	12.001	0.0711

Berdasarkan nilai statistik uji BP pada Tabel 4.4 tersebut, dapat diputuskan untuk menolak H_0 karena nilai statistik uji BP > $\chi^2_{0.1,7}$ sebesar 11.97, selain itu nilai-*p* juga lebih kecil dari α (0.10) sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat heterogenitas spasial pada data angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat di Jawa Timur tahun 2013. Maka, pemodelan regresi yang memperhatikan lokasi seperti *Multivariate* GWR dapat digunakan.

4.6 Pembobotan *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*

Tahap awal dalam pemodelan *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel* adalah menentukan nilai *bandwidth* (*l*) optimum dengan kriteria nilai *Cross Validation* minimum. Nilai *l* yang didapatkan untuk pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel* berturut-turut adalah sebesar 302577.4 dan 190202.5, selanjutnya nilai tersebut digunakan dalam pembentukan matriks pembobot setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan persamaan 2.12 dan 2.14. Matriks pembobot di lokasi (u_i, v_i) adalah matriks diagonal $\mathbf{W}(u_i, v_i)$ sehingga terbentuk 38 matriks pembobot. Contoh jarak *Euclidean* d_{ij} dan pembobot $\mathbf{W}_{ij}$ di Kabupaten Pacitan tertera pada Tabel 4.4:

Tabel 4.5 Jarak Euclidean dan Fungsi Pembobot Geografis *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*

Lokasi	d_{ij}	*Fixed Gaussian Kernel*	*Fixed Bisquare Kernel*
Pacitan	0	1	1
Ponorogo	86106.908	0.9603	0.6321
Trenggalek	40889.962	0.9909	0.9097
Tulungagung	52530.286	0.9850	0.8532
Blitar	103939.865	0.9427	0.4919
Kediri	128225.184	0.9141	0.2975
Malang	155431.568	0.8763	0.1103
Lumajang	228109.915	0.7526	0
Jember	249068.556	0.7126	0
Banyuwangi	300852.724	0.6099	0
Bondowoso	275262.832	0.6611	0

Situbondo	285778.515	0.6401	0
Probolinggo	213578.324	0.7794	0
Pasuruan	198288.629	0.8067	0
Sidoarjo	176400.620	0.8437	0.0195
Mojokerto	160391.313	0.8689	0.0834
Jombang	146791.635	0.8889	0.1635
Nganjuk	97769.1436	0.9491	0.5413
Madiun	87925.937	0.9586	0.6182
Magetan	80868.971	0.9649	0.6711
Ngawi	98665.947	0.9482	0.5342
Bojonegoro	124096.524	0.9193	0.3298
Tuban	204660.320	0.7955	0
Lamongan	173661.754	0.8481	0.0276
Gresik	172400.069	0.8501	0.0318
Bangkalan	194148.717	0.8139	0
Sampang	255217.209	0.7006	0
Pamekasan	269165.233	0.6732	0
Sumenep	296883.501	0.6179	0
Kota Kediri	124244.486	0.9191	0.3286
Kota Blitar	113741.790	0.9317	0.4126
Kota Malang	156867.675	0.8742	0.1022
Kota Probolinggo	238588.732	0.7327	0
Kota Pasuruan	182059.297	0.8344	0.0070
Kota Mojokerto	160123.511	0.8693	0.0848
Kota Madiun	85973.178	0.9604	0.6331
Kota Surabaya	186189.047	0.8275	0.0017
Kota Batu	152939.962	0.8800	0.1249

Penentuan matriks pembobot untuk lokasi lain menggunakan cara yang sama seperti pembentukan $\mathbf{W}(u_i, v_i)$ untuk Kabupaten Pacitan. Selanjutnya, matriks pembobot $\mathbf{W}(u_i, v_i)$ dapat digunakan untuk pendugaan parameter model *Multivariate* GWR dengan metode WLS. Hasil pendugaan parameter *Multivariate* GWR tertera pada Lampiran 7.

4.7 Pengujian Parameter *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel*

4.7.1 Uji Kesesuaian Model

Untuk menguji kesesuaian model digunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta_{kh}(u_i, v_i) = \beta_{kh} \quad k = 0,1,2, \ldots, 7$ dan $h = 1,2$

$H_1 : \beta_{kh}(u_i, v_i) \neq \beta_{kh} \quad k = 0,1,2, \ldots, 7$ dan $h = 1,2$

Didapatkan statistik uji F_{hit} = 481.704 untuk fungsi pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan F_{hit} = 494.348 untuk fungsi pembobot *Fixed Bisquare Kernel*, kedua nilai tersebut akan dibandingkan dengan nilai $F_{(0.1,6,37)}$ = 1.939. Statistik uji dari kedua fungsi pembobot > $F_{(0.1,6,37)}$ sehingga H_0 ditolak. Dapat dikatakan bahwa terdapat perbedaan yang signifikan anatara model regresi linier multivariat dengan model *Multivariate* GWR baik menggunakan fungsi pembobot *Fixed Gaussian Kernel* maupun *Fixed Bisquare Kernel*.

4.7.2 Uji Simultan

Pengujian parameter model *Multivariate* GWR secara simultan dilakukan untuk mengetahui pengaruh semua peubah prediktor secara bersama-sama terhadap AHH dan IPKM. Pengujian ini menggunakan uji F dengan hipotesis:

$H_0 : \beta_{1h}(u_i, v_i) = \beta_{2h}(u_i, v_i) = \cdots = \beta_{pq}(u_i, v_i) = 0$

H_1 : Paling tidak ada satu paramater yang tidak sama dengan nol

Dari perhitungan, untuk model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* diperoleh nilai statistik uji F sebesar 773.6987 lebih besar dari $F_{(0.1,29.36)}$ = 1.56 sehingga H_0 ditolak. Maka dapat disimpulkan bahwa secara bersama-sama, peubah prediktor mempengaruhi AHH dan IPKM di setiap lokasi pengamatan.

4.7.3 Uji Parsial

Pengujian parameter secara parsial dilakukan untuk mengetahui pengaruh peubah prediktor secara individu terhadap peubah AHH dan IPKM dengan hipotesis:

$H_0 : \beta_{kh}(u_i, v_i) = 0$

$H_1 : \beta_{kh}(u_i, v_i) \neq 0$

Pengambilan keputusan signifikansi parameter secara parsial dilakukan dengan membandingkan nilai t_{hitung} dan $t_{(0.1;30)}$. H_0 ditolak jika nilai $|t| > 1.697$. Berdasarkan statistik uji t yang diringkas pada

Lampiran 9 didapatkan peubah-peubah prediktor yang signifikan terhadap AHH dan IPKM sama di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2013.

4.8 Pengujian Parameter *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel*

4.8.1 Uji Simultan

Pengujian parameter model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* secara simultan dilakukan untuk mengetahui pengaruh semua peubah prediktor secara bersama-sama terhadap angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat. Pengujian ini menggunakan uji F dengan hipotesis:

$H_0 : \beta_{1h}(u_i, v_i) = \beta_{2h}(u_i, v_i) = \cdots = \beta_{pq}(u_i, v_i) = 0$

H_1 : Paling tidak ada satu $\beta_{pq}(u_i, v_i)$ yang tidak sama dengan nol

Dari perhitungan didapatkan nilai statistik uji F =773.8017 lebih besar dari $F_{(0.1,29,36)}$ =1.56 sehingga H_0 ditolak. Maka dapat disimpulkan bahwa secara bersama-sama, peubah prediktor mempengaruhi angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat di setiap lokasi pengamatan.

4.8.2 Uji Parsial

Pengujian parameter secara parsial dilakukan untuk mengetahui pengaruh peubah prediktor secara individu terhadap peubah AHH dan IPKM dengan hipotesis:

$H_0 : \beta_{kh}(u_i, v_i) = 0$

$H_1 : \beta_{kh}(u_i, v_i) \neq 0$

Pengambilan keputusan signifikansi parameter secara parsial dilakukan dengan membandingkan nilai t_{hitung} dan $t_{(0.1;30)}$. H_0 ditolak jika nilai $|t| > 1.697$. Berdasarkan nilai statistik uji t yang dapat dilihat pada Lampiran 13 didapatkan peubah-peubah prediktor mana yang signifikan terhadap AHH dan IPKM di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2013. Berdasarkan pengujian hipotesis secara parsial dapat diketahui pengelompokan Kabupaten/Kota berdasarkan kesamaan peubah prediktor yang signifikan terhadap peubah angka harapan hidup dan di setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* seperti pada Tabel 4.6:

Tabel 4.6 Pengelompokan Kabupaten/Kota berdasarkan Peubah Prediktor yang Signifikan terhadap Peubah Angka Harapan Hidup dengan Pembobot *Fixed Bisquare Kernel*

Kelompok	Kabupaten/Kota	Peubah yang Signifikan
1	Ponorogo, Blitar, Kediri, Malang, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Gresik, Bangkalan, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Batu	• Angka kematian bayi (AKB) • Cakupan pemeriksaan kehamilan (PKM)
2	Pacitan	• Angka kematian bayi (AKB) • Proporsi pengguna KB (KB)
3	Trenggalek, Tulungagung, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Sampang, Pamekasan, Sumenep, Kota Probolinggo	• Angka kematian bayi (AKB)

Model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* pada peubah respon angka harapan hidup dapat dibentuk menjadi tiga kelompok daerah dengan tiap kelompok mempunyai peubah prediktor yang sama. Faktor yang mempengaruhi angka harapan hidup pada daerah di kelompok pertama adalah angka kematian bayi (AKB) dan cakupan pemeriksaan kehamilan (PKM). Angka harapan hidup di daerah yang termasuk dalam kelompok kedua dipengaruhi oleh angka kematian bayi (AKB) dan proporsi pengguna (KB). Hanya angka kematian bayi yang berpengaruh terhadap angka harapan hidup di daerah-daerah pada kelompok ketiga pada tahun 2013.

Tabel 4.7 Pengelompokan Kabupaten/Kota berdasarkan Peubah Prediktor yang Signifikan terhadap Peubah Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat dengan Pembobot *Fixed Bisquare Kernel.*

Kelompok	Kabupaten/Kota	Peubah yang Signifikan
1	Bojonegoro	• Cakupan kunjungan neonatal (NEO) • Cakupan akses sanitasi (SAN) • Cakupan akses air bersih (AIR) • Proporsi pengguna KB (KB)
2	Ponorogo, Tulungagung, Blitar, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Kota Blitar, Kota Madiun	• Cakupan kunjungan neonatal (NEO) • Cakupan akses sanitasi (SAN) • Cakupan akses air bersih (AIR)
3	Pacitan	• Cakupan kunjungan neonatal (NEO) • Cakupan akses sanitasi (SAN) • Cakupan pemeriksaan kehamilan (PKM)
4	Tuban	• Cakupan kunjungan neonatal (NEO) • Cakupan akses sanitasi (SAN) • Proporsi pengguna KB (KB)

5	Trenggalek, Kediri, Malang, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Lamongan, Gresik, Bangkalan, Sampang, Pamekasan, Sumenep, Kota Kediri, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Mojokerto, Kota Surabaya, Kota Batu	• Cakupan kunjungan neonatal (NEO) • Cakupan akses sanitasi (SAN)

Model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* pada peubah respon indeks pembangunan kesehatan manusia dapat dibentuk menjadi lima kelompok daerah dengan masing-masing kelompok mempunyai peubah prediktor yang sama. Faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan kesehatan manusia pada daerah di kelompok pertama adalah cakupan kunjungan neonatal, cakupan akses sanitasi, cakupan akses air bersih dan proporsi pengguna KB. Indeks pembangunan kesehatan masyarakat di daerah yang termasuk dalam kelompok kedua dipengaruhi oleh cakupan kunjungan neonatal, cakupan akses sanitasi dan cakupan akses air bersih, begitu seterusnya untuk kelompok lain sesuai dengan Tabel 4.7.

4.9 Pemodelan *Multivariate* GWR dengan Fungsi Pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Fixed Bisquare Kernel*

Model *Multivariate* GWR dapat dibentuk setelah didapatkan hasil pengujian parameter secara parsial. Berikut adalah contoh pembentukan model *Multivariate* GWR untuk Kabupaten Pacitan:

Tabel 4.8 Pengujian Parameter Model *Multivariate* GWR untuk Kabupaten Pacitan

Peubah Respon	Peubah Prediktor	*Fixed Gaussian Kernel*		*Fixed Bisquare Kernel*	
		Koef.	t_{hitung}	Koef.	t_{hitung}
AHH	Kons	76.8264	**84.710**	77.3958	**70.577**
	GIZI	-0.0061	-0.296	0.0154	0.649
	AKB	-0.2508	**-28.500**	-0.2822	**-27.134**
	NEO	0.0148	**1.761**	0.0108	1.090
	SAN	0.0020	0.425	0.0040	0.754
	AIR	-0.0032	-1.067	-0.0013	-0.361
	PKM	-0.0126	**-1.826**	-0.0059	-0.737
	KB	-0.0035	-0.296	-0.0242	**-1.833**
IPKM	Kons	0.5327	**9.810**	0.4645	**7.070**
	GIZI	-0.0013	-1.083	-0.0004	-0.285
	AKB	-0.0005	-1.000	-0.0010	-1.667
	NEO	0.0012	**2.400**	0.0015	**2.500**
	SAN	0.0013	**4.333**	0.0010	**3.333**
	AIR	0.0003	1.500	0.0003	1.500
	PKM	0.0001	0.250	0.0009	**1.800**
	KB	0.0004	0.571	0.0005	0.625

Berdasarkan nilai duga dan t_{hitung} yang tertera pada Tabel 4.7 dapat dilihat peubah prediktor dengan nilai t_{hitung} dicetak tebal berpengaruh terhadap peubah respon karena nilai $|t_{hitung}|$ lebih besar dari $t_{(0.1,30)}$=1.697, sehingga model *Multivariate* GWR dengan fungsi pembobot *Fixed Gaussian Kernel* untuk Kabupaten Pacitan adalah sebagai berikut:

$$\text{AHH} = 76.8264 - 0.2508\text{AKB} + 0.0148\text{NEO} - 0.0126\text{PKM}$$
$$\text{IPKM} = 0.5327 + 0.0012\text{NEO} + 0.0013\text{SAN}$$

Model tersebut menjelaskan angka harapan hidup di Kabupaten Pacitan dipengaruhi oleh angka kematian bayi, cakupan kunjungan neonatal dan cakupan pemeriksaan kehamilan. Angka harapan hidup di Kabupaten Pacitan akan berkurang 0.2508 tahun jika angka kematian bayi di Kabupaten Pacitan dan kabupaten/kota tetangga yang memberikan pengaruh di Kabupaten Pacitan bertambah 1 persen. Begitu seterusnya untuk peubah cakupan kunjungan neonatal dan cakupan pemeriksaan kehamilan.

Model kedua menjelaskan bahwa indeks pembangunan kesehatan masyarakat di Kabupaten Pacitan dipengaruhi oleh cakupan kunjungan neonatal dan cakupan akses sanitasi. Jika banyak balita yang pernah mendapatkan pelayanan kesehatan dalam 1-7 hari setelah lahir di Kabupaten Pacitan dan kabupaten/kota tetangga yang memberikan pengaruh di Kabupaten Pacitan bertambah 1 persen maka indeks pembangunan kesehatan masyarakat akan bertambah 0.0012. Begitu juga dalam menjelaskan peubah cakupan akses sanitasi.

Model *Multivariate* GWR dengan fungsi pembobot *Fixed Bisquare Kernel* untuk Kabupaten Pacitan dapat ditulis seperti berikut:

$AHH = 77.3958 - 0.2822AKB - 0.0242KB$

$IPKM = 0.4645 + 0.0015NEO + 0.0010SAN + 0.0009AIR$

Model tersebut dapat menjelaskan bahwa angka kematian bayi dan proporsi pengguna KB adalah peubah prediktor yang mempengaruhi angka harapan hidup di Kabupaten Pacitan. Setiap kenaikan satu persen dari proporsi pengguna KB di Kabupaten Pacitan dan kabupaten/kota tetangga yang memberikan pengaruh di Kabupaten Pacitan akan menurunkan angka harapan hidup di Kabupaten Pacitan sebesar 0.0242 tahun. Begitu juga untuk peubah angka kematian bayi.

Model selanjutnya menjelaskan bahwa peubah yang mempengaruhi indeks pembangunan kesehatan masyarakat adalah cakupan kunjungan neonatal dan cakupan akses sanitasi dan cakupan akses air bersih. Indeks pembangunan masyarakat di Kabupaten Pacitan akan naik sebesar 0.001 jika rumah tangga yang memiliki akses buang air besar sendiri dengan kloset leher angsa di Kabupaten Pacitan dan kabupaten/kota tetangga yang memberikan pengaruh di Kabupaten Pacitan bertambah satu persen. Begitu seterusnya dalam menjelaskan peubah cakupan kunjungan neonatal dan cakupan akses air bersih.

4.10 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan kriteria nilai AIC_c, semakin kecil nilai AIC_c, maka semakin baik model yang digunakan. Pada Tabel 4.9 disajikan nilai AIC_c dari model regresi linier multivariat dan *Multivariate* GWR:

Tabel 4.9 Nilai AIC_c model

Model	Nilai AIC_c
Regresi Linier Multivariat	659.1647
Multivariate GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel*	17.7224
Multivariate GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel*	17.0281

Berdasarkan nilai AIC_c pada Tabel 4.8 dapat terlihat bahwa nilai AIC_c dari model Regresi Linier Multivariat sebesar 659.1647 lebih besar daripada nilai AIC_c yang didapatkan dari model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* maupun *Fixed Bisquare Kernel* yakni sebesar 17.7224 dan 17.02. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* lebih baik digunakan untuk data Angka Harapan Hidup dan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat di Jawa Timur tahun 2013.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Secara umum peubah prediktor yang berpengaruh pada permasalahan angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat di Kabupaten/Kota di Jawa Timur adalah angka kematian bayi, cakupan pemeriksaan kehamilan, cakupan kunjungan neonatal, cakupan akses sanitasi, cakupan akses air bersih dan proporsi pengguna KB. Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur mempunyai model yang berbeda-beda. Seperti contoh berikut merupakan model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* di Kabupaten Pacitan:

   $\text{AHH} \ = 76.8264 - 0.2508\text{AKB} + 0.0148\text{NEO} - 0.0126\text{PKM}$

   $\text{IPKM} = 0.5327 + 0.0012\text{NEO} + 0.0013\text{SAN}$

   Sedangkan model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* adalah:

   $\text{AHH} \ = 77.3958 - 0.2822\text{AKB} - 0.0242\text{KB}$

   $\text{IPKM} = 0.4645 + 0.0015\text{NEO} + 0.0010\text{SAN} + 0.0009\text{AIR}$

   Angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat di Kabupaten Pacitan dipengaruhi oleh angka kematian bayi, cakupan kunjungan neonatal, cakupan akses sanitasi, cakupan akses air bersih, proporsi pengguna KB dan cakupan pemeriksaan kehamilan.
2. Model *Multivariate* GWR dengan pembobot *Fixed Bisquare Kernel* lebih tepat diterapkan untuk permasalahan angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat di Jawa Timur tahun 2013 karena memiliki nilai AIC_c paling kecil.

5.2 Saran

Perlu dilakukan penggantian dan atau pengurangan peubah penelitian yang berpengaruh terhadap angka harapan hidup dan indeks pembangunan kesehatan masyarakat Kabupaten/Kota di Jawa Timur tahun 2013, karena pada penelitian ini ada beberapa peubah yang tidak berpengaruh di beberapa lokasi, selain itu beberapa peubah juga kurang sesuai dengan teori yang berlaku pada umumnya.

DAFTAR PUSTAKA

Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Academic Publishers.

Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan. 2014. *Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat*. Departemen Kesehatan Republik Indonesia, http://www.lit-bang.depkes.go.id. Diakses pada tanggal 26 Oktober 2015.

Cavanaugh, J. E.,1997. *Unifying the Derivation for the Akaike and Corrected Akaike Information Criteria*. Departement of Statistics, University of Missouri, Columbia. http://myweb.uiowa.edu/. Diakses pada tanggal 14 April 2015.

Charlton, M dan Fotheringham A, S. 2009. *Geographically Weighted Regression*. National University of Ireland: Ireland.

Chasco, C., Garcia, I., dan Vicens, J. 2007. *Modeling Spatial Variations in Household Disposible Income with Geographically Weighted Regression*. Munich Personal RePec Archive (MPRA) Working Paper No. 1682. Diakses pada tanggal 16 Mei 2015.

Draper, N.R. dan Smith, H. 1998. *Applied Regression Analysis Third Edition*. John Wiley an Son, Inc: New York.

Fotheringham, A.S., Charlton, M., dan Brundson, C. 2002. *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. John Wiley and Son Ltd, England.

Harini, S., Purhadi, Mashuri, M dan Sunaryo, S. 2012. *Statistical Test for Multivariate Geographically Weighted Regression Model Using the Method of Maximum Likelihood Ratio Test*. International Journal of Applied Mathematics & Statistics, Vol 29, Issue Number 5. Diakses pada tanggal 14 April 2015.

Johnson, R.A. dan Wichern, D.W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis, Sixth Edition*. Prentice-Hall Inc: New Jersey.

Kerns, G. J. 2010. *Introduction to Probability and Statistics Using R 1st Edition*. United States of America.

LeSage, J.P. 1997. *Regression Analysis of Spatial Data, Jurnal Regional and Policy*, Vol 27, No. 2. Diakses pada tanggal 30 Maret 2015.

Morrison, D. F. 1990. *Multivariate Statistical Methods Third Edition*. The Wharton School University of Pennsylvania.

Rencher, A. R. 2002. *Methods of Multivariate Analysis Second Edition*. John Wiley an Son, Inc: New York.

Saputra, W. 2012. *Faktor Demografi dan Risiko Gizi Buruk dan Gizi Kurang.* Makara Kesehatan, Vol 16:95-101. Diakses pada tanggal 2 Januari 2016.

Sumaya. 2014. *Pemilihan Model Terbaik pada Analisis Regresi Linier Multivariat*. Skripsi Fakultas MIPA. Universitas Brawijaya. Tidak dipublikasikan.