

**PENDUGAAN PARAMETER MODEL
*GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION***

SKRIPSI

oleh:

DENY KURNIAWAN
0310950010



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA**

MALANG

2007

**PENDUGAAN PARAMETER MODEL
*GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION***

SKRIPSI

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

oleh:

DENY KURNIAWAN
0310950010



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2007**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PENDUGAAN PARAMETER MODEL *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION*

oleh:

DENY KURNIAWAN
0310950010

Setelah dipertahankan di depan Majelis Pengaji
pada tanggal 29 November 2007
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang statistika

Pembimbing I

Dr. Ir. Ni Wayan Surya W., MS
NIP. 130 935 079

Pembimbing II

Suci Astutik, SSi., MSi
NIP. 132 233 148

Mengetahui,
a.n. Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya
Sekretaris,

Dra. Ani Budi Astuti, MSi
NIP. 131 993 385

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Deny Kurniawan

NIM : 0310950010

Jurusan : Matematika

Penulisan Skripsi berjudul : PENDUGAAN PARAMETER MODEL
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini adalah benar-benar karya saya sendiri, dan bukan hasil plagiat dari karya orang lain. Karya-karya yang tercantum dalam Daftar Pustaka Skripsi ini, semata-mata digunakan sebagai acuan/referensi.
2. Apabila kemudian hari diketahui bahwa isi Skripsi saya merupakan hasil plagiat, maka saya bersedia menanggung akibat hukum dari keadaan tersebut.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 29 November 2007
Yang menyatakan,

(Deny Kurniawan)
NIM. 0310950010

PENDUGAAN PARAMETER MODEL GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION

ABSTRAK

Regresi OLS (*Ordinary Least Square*) merupakan salah satu metode statistika yang sering digunakan di dalam kehidupan. Namun, regresi OLS tidak dapat diterapkan pada semua jenis data, misalnya data spasial. Heterogenitas spasial adalah salah satu hal yang perlu mendapat perhatian ketika melakukan analisis data spasial menggunakan regresi. Apabila heterogenitas spasial terjadi, parameter regresi akan bervariasi secara spasial. Jika regresi OLS diterapkan, hanya akan menghasilkan nilai rata-rata dari semua nilai parameter regresi yang bervariasi secara spasial tersebut. Tujuan penelitian ini adalah untuk membentuk model regresi pada data yang mengalami heterogenitas spasial dengan menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR). Selain itu, ingin pula mengetahui informasi yang akan diperoleh dari penggunaan GWR apabila terjadi heterogenitas spasial. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data primer mengenai harga sewa rumah dan luas lantai rumah di beberapa Rukun Warga (RW) di Kecamatan Lowokwaru. Metode penarikan contoh yang digunakan adalah *stratified purposive sampling*. Penelitian ini memberikan informasi bahwa pengaruh luas lantai terhadap harga sewa rumah bervariasi bergantung pada lokasi rumah sewa. Nilai duga parameter titik-titik pengamatan yang terletak dekat dengan kampus lebih besar dibandingkan dengan yang lain. Dalam kasus ini, jumlah kuadrat galat (JKG) GWR lebih kecil dibandingkan dengan JKG regresi OLS.

GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION MODEL PARAMETER ESTIMATION

ABSTRACT

OLS (Ordinary Least Square) regression is one of the statistics methods that is frequently used in life. But, OLS regression cannot be applied to all kind of data, such as spatial data. Spatial heterogeneity is one thing that merit attention when analyzing spatial data by using regression. When spatial heterogeneity happens, regression parameters will vary spatially. If OLS regression is applied, it will only yield an average value of the whole parameters that vary spatially. The objective of this research is to form regression model on data with spatial heterogeneity by using Geographically Weighted Regression (GWR). Besides, it is also wanted to know about the information that will be gained due to GWR application when spatial heterogeneity happens. The data used in this research is primary data concerning house-lease cost prices and floor sizes on some *Rukun Warga* (RW) in District of Lowokwaru. Sampling method used in this research is stratified purposive sampling. This research gives information that the contribution of the floor sizes to the house-lease cost prices varies spatially depends on the location of the houses. Parameter estimated values for observation points located near campus are bigger than the others. In this case, GWR error sum of squares (SSE) is smaller than OLS regression SSE.

KATA PENGANTAR

Ucapan syukur *alhamdulillah* penulis persembahkan kehadiran Allah S.W.T., Sang Pencipta dan Pemilik segala ilmu, karena berkat ijin dan pertolonganNya-lah penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "**PENDUGAAN PARAMETER MODEL GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION**". Selain itu, semoga sholawat dan salam tetap tercurahkan kepada Muhammad utusan Allah, manusia terbaik sepanjang masa yang pernah ada di muka bumi.

Dalam menyelesaikan skripsi ini, penulis merasa perlu untuk mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Dr. Ir. Ni Wayan Surya W., MS., selaku pembimbing pertama, dan Ibu Suci Astutik, S.Si., M.Si., selaku pembimbing kedua dalam penulisan skripsi ini.
2. Bapak Dr. Ir. Henny Pramoedyo, M.S., Ibu Dra. Ani Budi Astuti, M.Si dan Ibu Ir. Heni Kusdarwati, M.S selaku dosen pengaji.
3. Bapak (semoga Engkau tenang di sisi-Nya) dan Ibu tercinta. Terima kasih untuk doa dan kasih sayang yang tak pernah padam untuk penulis. Semoga kelak Allah membala kasih sayang itu dengan surga.
4. Farit A. Candra (Statistika 2003), salah satu sahabat terbaik yang pernah penulis miliki. Terima kasih karena telah membantu dalam melakukan penelitian di lapangan.
5. Profesor Roger S. Bivand dari *Norwegian School of Economics and Business Administration*, Bergen, Norwegia. Terima kasih atas masukan-masukan yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini. *This paper would not be what it is today without your invaluable help.*
6. Bapak Dr. Drs. Agus Suryanto, M.Sc., selaku Ketua Jurusan Matematika.
7. Teman-teman Statistika Universitas Brawijaya angkatan 2000-2006 dan seluruh pihak yang telah membantu yang tak dapat disebutkan satu-persatu.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa apa yang tertulis dalam skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Untuk itu, penulis berharap para pembaca dapat melakukan perbaikan di masa mendatang. Semoga apa yang tertulis di dalam skripsi ini dapat

menjadi sesuatu yang bermanfaat bagi siapapun, walau mungkin hanya sedikit.

Malang, November 2007

Penulis

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN	iii
ABSTRAK/ABSTRACT	iv
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
BAB I PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Perumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah	2
1.4. Tujuan Penelitian	2
1.5. Manfaat Penelitian	2
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1. Pendugaan Parameter Regresi OLS	3
2.2. Model <i>Geographically Weighted Regression</i> (GWR)	5
2.3. Sistem Koordinat	9
2.4. <i>Bandwidth</i>	9
2.5. Pemilihan <i>Bandwidth</i> Optimal	10
2.6. Uji <i>Goodness of Fit</i> Model GWR	11
BAB III METODE PENELITIAN	
3.1. Data	15
3.2. Metode	16
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1. Konversi Sistem Koordinat GPS Menjadi Sistem Derajat	20
4.2. Penentuan Nilai <i>Bandwidth</i> Optimal	20

4.3. Pendugaan Parameter GWR dan Regresi OLS serta Uji <i>Goodness of Fit</i> Model GWR	21
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1. Kesimpulan	26
5.2. Saran	26
DAFTAR PUSTAKA	27
LAMPIRAN	29



DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 2.1 Ilustrasi <i>adaptive Kernel bandwidth</i>	10
Gambar 3.1 <i>Flowchart</i> metode penelitian	18



DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel 3.1 Daftar kelurahan beserta banyaknya RW	16
Tabel 4.1 Uji <i>goodness of fit</i> model GWR	22
Tabel 4.2 Ringkasan <i>output</i> GWR	23



DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

Lampiran 1.	Data harga sewa rumah dan koordinat posisi	29
Lampiran 2.	Kode program pengkonversi sistem koordinat GPS menjadi sistem derajat	30
Lampiran 3.	<i>Output GWR lengkap</i>	31
Lampiran 4.	<i>Output penentuan bandwidth optimal dan skor CV.....</i>	32
Lampiran 5.	Nilai <i>bandwidth</i> optimal untuk setiap titik pengamatan	33
Lampiran 6.	Ringkasan <i>output GWR</i>	34
Lampiran 7.	<i>Output uji goodness of fit model GWR</i>	35
Lampiran 8.	Tabulasi hasil pendugaan parameter model GWR	36
Lampiran 9.	Plot antara peubah Luas dan peubah Harga	39

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Seiring perkembangan jaman, metode statistika banyak diterapkan di berbagai bidang kehidupan. Salah satu metode statistika yang banyak digunakan adalah regresi dengan menggunakan metode OLS (*Ordinary Least Square*), atau biasa dikenal dengan regresi OLS. Regresi secara umum digunakan untuk membentuk model hubungan antara peubah bebas dan peubah terikat. Tidak semua data dapat dianalisis dengan regresi OLS, misalnya data spasial. Data dikatakan berjenis data spasial apabila data tersebut turut melibatkan informasi koordinat lokasi pengambilan data disamping data mengenai peubah-peubah yang sedang diamati. Analisis terhadap data spasial memerlukan perhatian lebih dibandingkan dengan analisis data nonspasial, khususnya ketika menggunakan regresi. Salah satu hal yang harus mendapat perhatian pada penanganan data spasial adalah kemungkinan munculnya heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial muncul karena kondisi lokasi yang satu dengan lokasi yang lain tidak sama, baik dari segi geografis, keadaan sosial-budaya maupun hal-hal lain yang melatarbelakangi kondisi lokasi yang diteliti. Salah satu dampak yang ditimbulkan dari munculnya heterogenitas spasial adalah parameter regresi bervariasi secara spasial atau disebut juga terjadi nonstasioneritas spasial pada parameter regresi.

Pada regresi OLS diasumsikan bahwa nilai duga parameter regresi akan tetap (konstan), artinya parameter regresi sama untuk setiap titik di dalam wilayah penelitian (parameter global). Bila terjadi heterogenitas spasial pada parameter regresi, maka informasi yang tidak dapat ditangani oleh metode regresi OLS akan ditampung sebagai galat. Bila kasus semacam itu terjadi, regresi OLS menjadi kurang mampu dalam menjelaskan fenomena data yang sebenarnya.

Untuk mengantisipasi munculnya heterogenitas spasial pada parameter regresi, regresi OLS dikembangkan menjadi *Geographically Weighted Regression* (GWR). Pada GWR, parameter regresi diasumsikan bervariasi secara spasial. Melalui penggunaan GWR akan dapat diketahui variasi spasial dalam nilai duga parameter, sehingga interpretasi yang berbeda dan berharga dapat diperoleh untuk setiap titik lokasi yang diteliti.

1.2 Perumusan Masalah

1. Bagaimana membentuk model *Geographically Weighted Regression* pada data luas lantai dan harga sewa rumah?
2. Informasi apa yang dapat diberikan oleh GWR bila terjadi heterogenitas spasial?
3. Apakah GWR lebih mampu memperkecil galat dibandingkan regresi OLS bila terjadi heterogenitas spasial?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Penentuan nilai *bandwidth** untuk setiap pengamatan menggunakan metode *adaptive Kernel bandwidth*.
2. Fungsi penghasil matriks pembobot yang digunakan adalah metode *Gaussian*.
3. Semua parameter regresi diasumsikan bervariasi secara spasial.
4. Hanya menggunakan satu peubah bebas.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini antara lain:

1. Membentuk model *Geographically Weighted Regression* pada data luas lantai rumah dan harga sewa rumah.
2. Mengetahui informasi yang dihasilkan GWR mengenai parameter regresi apabila terjadi heterogenitas spasial.
3. Membandingkan jumlah kuadrat galat (JKG) antara JKG regresi OLS dan JKG GWR jika terjadi heterogenitas spasial.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah diperolehnya informasi mengenai pendugaan parameter regresi yang bervariasi secara spasial ketika terjadi heterogenitas spasial.

* Menurut Bailey dan Gatrell (1995), *bandwidth* dapat dianalogkan sebagai radius dari suatu lingkaran, sehingga sebuah titik yang berada di dalam radius lingkaran masih dianggap memiliki pengaruh.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pendugaan Parameter Regresi OLS

Pendugaan parameter regresi OLS didasarkan pada metode kuadrat terkecil (*Ordinary Least Square*). Montgomery (2005) menyebutkan bahwa model regresi linier dapat dituliskan:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \cdots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad (2.1)$$

n = banyaknya pengamatan

$i = 1, \dots, n$

p = banyaknya peubah bebas

y_i = peubah terikat ke- i

x_{ip} = peubah bebas ke- p untuk pengamatan ke- i .

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ = parameter regresi OLS

ε_i = galat ke- i .

Persamaan (2.1) dapat dituliskan dalam notasi matriks sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (2.2)$$

bila $q = p+1$, maka

\mathbf{Y} = matriks peubah terikat berdimensi $nx1$

$$= \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

\mathbf{X} = matriks peubah bebas berdimensi nxq

$$= \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

β = vektor parameter regresi berdimensi $qx1$

$$= \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

ϵ = vektor galat model regresi berdimensi $nx1$

$$= \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Penduga parameter regresi $\hat{\beta}$ dapat diperoleh dengan meminimumkan

$$\begin{aligned} L &= \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \boldsymbol{\epsilon}^T \boldsymbol{\epsilon} = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\ &= \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} - \mathbf{Y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}. \end{aligned} \quad (2.7)$$

Matriks $\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y}$ merupakan matriks berukuran $1x1$, sehingga

$(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y})^T = \mathbf{Y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y}$, maka L dapat juga ditulis:

$$L = \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}. \quad (2.8)$$

Penduga kuadrat terkecil (*least square estimator*) diperoleh berdasarkan operasi matriks sebagai berikut:

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -2\mathbf{X}^T \mathbf{Y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = 0. \quad (2.9)$$

Persamaan (2.9) dapat dituliskan:

$$\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2.10)$$

Vektor nilai duga parameter regresi $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ didapat dengan cara mengalikan (*premultiply*) $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$ terhadap ruas kanan dan kiri pada persamaan (2.10), sehingga didapatkan:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}, \quad (2.11)$$

dengan

$$\mathbf{X}^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ x_{11} & x_{21} & \dots & x_{n1} \\ x_{12} & x_{22} & \dots & x_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1p} & x_{2p} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Menurut Kutner, dkk (2004), nilai duga parameter regresi dapat dituliskan dalam bentuk vektor berdimensi $qx1$ sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_p \end{bmatrix}. \quad (2.13)$$

2.2 Model *Geographically Weighted Regression* (GWR)

Anselin (1988) menyebutkan bahwa heterogenitas spasial (*spatial heterogeneity*) di dalam *regional science* merupakan salah satu hal penting yang perlu mendapat perhatian khusus. Terdapat cukup banyak bukti yang tertulis di dalam literatur *regional science* maupun geografi ekonomi (*economic geography*) mengenai heterogenitas spasial yang diakibatkan oleh adanya pengaruh lokasi (*the effects of space*). Terjadinya heterogenitas spasial dapat disebabkan oleh kondisi unit-unit spasial di dalam suatu wilayah penelitian yang pada dasarnya tidaklah homogen. Misalnya saja ketidaksetaraan tingkat pendapatan penduduk antara daerah yang satu dengan daerah lainnya maupun perbedaan bentuk dan luas wilayah penelitian itu sendiri.

Bitter, dkk. (2007) menyatakan bahwa parameter regresi OLS yang dihasilkan hanya merupakan nilai rata-rata (*average value*) parameter regresi dari semua titik lokasi apabila terjadi heterogenitas spasial. Ketidakmampuan mengakomodasi informasi bila terjadi heterogenitas spasial akan menghasilkan nilai duga parameter regresi yang bias dan hilangnya kemampuan dalam menjelaskan fenomena data yang sebenarnya. Menurut Shi, dkk. (2006), GWR semakin sering digunakan dalam analisis data yang berhubungan dengan heterogenitas spasial.

Menurut Fotheringham, dkk. (2002) dalam Mennis (2006), GWR adalah metode statistika yang digunakan untuk menganalisis heterogenitas spasial. Heterogenitas yang dimaksud adalah suatu keadaan dimana pengukuran hubungan (*measurement of relationships*) di antara peubah berbeda-beda antara lokasi yang satu dengan lokasi lainnya. Yu dan Wei (2005) menerangkan bahwa heterogenitas spasial terjadi apabila satu peubah bebas yang sama memberikan respon yang tidak sama pada lokasi yang berbeda di dalam satu wilayah penelitian. Brunsdon (1996) dalam Bitter, dkk. (2007) menyebutkan bahwa inti penggunaan metode GWR adalah menentukan model regresi untuk masing-masing titik lokasi sehingga model-model regresi yang diperoleh akan bersifat unik, yaitu model regresi untuk titik yang satu berbeda dengan titik-titik lainnya.

Seperti yang tertulis dalam Shi, dkk. (2006), model GWR dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^p \beta_j(u_i, v_i)x_{ij} + \varepsilon_i, \quad (2.14)$$

dengan

$$i = 1, \dots, n$$

$$j = 1, \dots, p$$

n = banyaknya pengamatan

p = banyaknya peubah bebas

u_i = koordinat spasial *longitude* untuk pengamatan ke- i

v_i = koordinat spasial *latitude* untuk pengamatan ke- i

$\beta_0(u_i, v_i), \beta_1(u_i, v_i), \dots,$

$\beta_p(u_i, v_i)$ = parameter-parameter model GWR

$x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}$ = peubah-peubah bebas pada pengamatan ke- i

ε_i = galat ke- i .

Menurut Brunsdon, dkk (1999), metode kuadrat terkecil terboboti atau *Weighted Least Square* (WLS) digunakan untuk menentukan penduga parameter model GWR. Metode WLS sebagaimana yang tertulis di dalam Kutner, dkk (2004) adalah sebagai berikut:

misal $\mathbf{W}^{\frac{1}{2}}$ adalah akar kuadrat dari matriks pembobot berdimensi $n \times n$, yaitu

$$\mathbf{W}^{\frac{1}{2}} = \begin{bmatrix} \sqrt{w_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{w_2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{w_n} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Perlu diketahui bahwa $\mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} = \mathbf{W}$ dan $\mathbf{W}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{W}^{-\frac{1}{2}} = \mathbf{W}^{-1}$. Apabila persamaan (2.2) dikalikan (*premultiply*) dengan $\mathbf{W}^{\frac{1}{2}}$, maka akan didapatkan persamaan

$$\mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{Y} = \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \boldsymbol{\epsilon}, \quad (2.16)$$

atau dapat ditulis

$$\mathbf{Y}_w = \mathbf{X}_w \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}_w, \quad (2.17)$$

dengan

$\boldsymbol{\beta}_w$ = vektor parameter regresi yang diperoleh dengan WLS

$$\mathbf{Y}_w = \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{Y} \quad (2.18)$$

$$\mathbf{X}_w = \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{X} \quad (2.19)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_w = \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \boldsymbol{\epsilon}. \quad (2.20)$$

Jika prosedur pendugaan parameter regresi dengan metode WLS dianggap sebagai prosedur pendugaan parameter regresi dengan metode OLS terhadap peubah hasil transformasi (*transformed variable*), maka sebagaimana persamaan (2.11), penduga parameter regresi dengan metode WLS dapat diperoleh dengan meminimumkan

$$\begin{aligned} L &= \boldsymbol{\epsilon}_w^T \boldsymbol{\epsilon}_w = (\mathbf{Y}_w - \mathbf{X}_w \boldsymbol{\beta}_w)^T (\mathbf{Y}_w - \mathbf{X}_w \boldsymbol{\beta}_w) \\ &= \mathbf{Y}_w^T \mathbf{Y}_w - \boldsymbol{\beta}_w^T \mathbf{X}_w^T \mathbf{Y}_w - \mathbf{Y}_w^T \mathbf{X}_w \boldsymbol{\beta}_w + \boldsymbol{\beta}_w^T \mathbf{X}_w^T \mathbf{X}_w \boldsymbol{\beta}_w \end{aligned} \quad (2.21)$$

Matriks $\boldsymbol{\beta}_w^T \mathbf{X}_w^T \mathbf{Y}_w$ adalah matriks berdimensi 1×1 , sehingga $(\boldsymbol{\beta}_w^T \mathbf{X}_w^T \mathbf{Y}_w)^T = \mathbf{Y}_w^T \mathbf{X}_w \boldsymbol{\beta}_w = \boldsymbol{\beta}_w^T \mathbf{X}_w^T \mathbf{Y}_w$, maka L dapat pula ditulis:

$$L = \mathbf{Y}_w^T \mathbf{Y}_w - 2\boldsymbol{\beta}_w^T \mathbf{X}_w^T \mathbf{Y}_w + \boldsymbol{\beta}_w^T \mathbf{X}_w^T \mathbf{X}_w \boldsymbol{\beta}_w. \quad (2.22)$$

Penduga kuadrat terkecil dapat diperoleh dengan operasi matriks sebagai berikut:

$$\frac{\partial L}{\partial \beta} = -2\mathbf{X}_w^T \mathbf{Y}_w + 2\mathbf{X}_w^T \mathbf{X}_w \hat{\beta}_w = 0. \quad (2.23)$$

Persamaan (2.23) dapat pula ditulis sebagai berikut:

$$\mathbf{X}_w^T \mathbf{X}_w \hat{\beta}_w = \mathbf{X}_w^T \mathbf{Y}_w. \quad (2.24)$$

Apabila ruas kanan dan ruas kiri pada persamaan (2.24) dikalikan (*premultiply*) dengan $(\mathbf{X}_w^T \mathbf{X}_w)^{-1}$, maka vektor penduga parameter regresi dengan WLS adalah:

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_w &= (\mathbf{X}_w^T \mathbf{X}_w)^{-1} \mathbf{X}_w^T \mathbf{Y}_w \\ &= [(\mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{X})^T \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{X}]^{-1} (\mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{X})^T \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{Y} \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} \mathbf{Y} \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{Y}\end{aligned} \quad (2.25)$$

Shi, dkk (2006) menyatakan bahwa untuk setiap titik ke-*i*, pendugaan parameter model GWR dilakukan berdasarkan operasi matriks:

$$\hat{\beta}_i = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}_i(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}_i(u_i, v_i) \mathbf{Y}, \quad (2.26)$$

bila $q = p + 1$, maka

- \mathbf{X} = matriks peubah bebas berdimensi nxq
- \mathbf{Y} = matriks peubah terikat berdimensi $nx1$
- $\hat{\beta}_i$ = vektor penduga parameter GWR untuk pengamatan ke-*i*
- u_i = koordinat spasial *longitude* untuk pengamatan ke-*i*
- v_i = koordinat spasial *latitude* untuk pengamatan ke-*i*

$\mathbf{W}_i(u_i, v_i)$ adalah sebuah matriks pembobot spasial bagi model GWR ke-*i* dengan dimensi $n \times n$ yang berbentuk

$$\mathbf{W}_i(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} w_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_{in} \end{bmatrix}. \quad (2.27)$$

Salah satu fungsi penghasil elemen matriks pembobot yang paling sering dipakai untuk GWR adalah fungsi *Gaussian*. Aturan

Gaussian dapat digunakan untuk menghasilkan elemen matriks pembobot. Fungsi penghasil elemen matriks pembobot dengan aturan *Gaussian* dapat ditulis sebagai berikut:

$$w_{ik} = e^{-(d_{ik}/h)^2}; i = 1, \dots, n; k = 1, \dots, n \quad (2.28)$$

dengan d_{ik} adalah jarak euclid antara pengamatan pada titik ke- i dan ke- k , dan h merupakan *bandwidth* (Bivand dan Yu, 2006).

Seperti yang disebutkan oleh Yu dan Wei (2005), metode GWR didasarkan pada hukum pertama geografi yang tertulis "*everything is related with everything else, but closer things are more related*". Setiap pengamatan diboboti berdasarkan kedekatannya dari titik ke- i ketika melakukan pendugaan parameter GWR untuk titik ke- i . Bobot yang lebih besar diberikan untuk titik-titik pengamatan yang lebih dekat dengan pengamatan ke- i , sedangkan bobot yang lebih kecil diberikan bagi titik-titik pengamatan yang jauh dari titik ke- i (Gao, dkk., 2006).

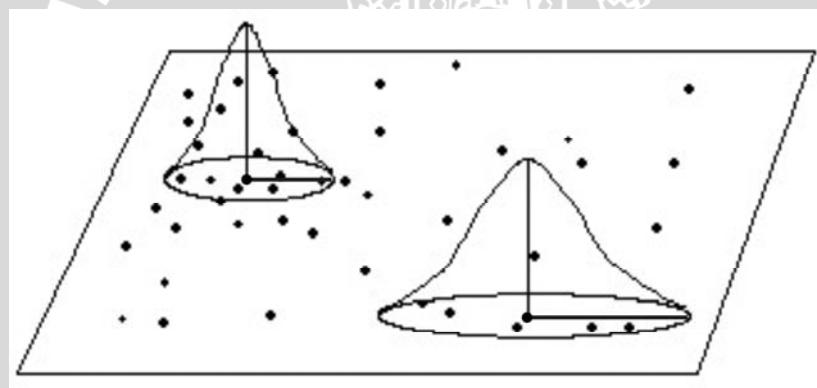
2.3 Sistem Koordinat

Metode GWR memerlukan data mengenai koordinat titik-titik pengamatan. Koordinat tersebut digunakan untuk mendapatkan jarak antar lokasi pengamatan. GWR mengenal dua sistem jarak, yaitu sistem koordinat terproyeksi dan sistem koordinat menggunakan derajat *longitude-latitude*. Dalam mengukur jarak, sistem koordinat terproyeksi menggunakan aturan *Phytagoras*. Koordinat pada peta merupakan contoh dari sistem koordinat terproyeksi. Berbeda halnya dengan sistem koordinat terproyeksi, dalam mengukur jarak antar titik pengamatan, sistem koordinat derajat *longitude-latitude* menggunakan aturan *great-circle distance*. Seperti yang tertulis dalam http://en.wikipedia.org/Great-circle_distance (2007), *great-circle distance* adalah jarak terpendek di muka bumi antara dua buah titik. Pengukuran jarak di muka bumi didasarkan pada aturan *World Geodetic System 1984* (WGS 84).

2.4 Bandwidth

Di dalam pendugaan parameter menggunakan GWR, *bandwidth* memiliki peranan yang sangat penting. Fungsi *Gaussian* membutuhkan sebuah nilai *bandwidth* untuk menghasilkan matriks pembobot. Menurut Bailey dan Gatrell (1995), *bandwidth* dapat dianalogkan sebagai radius dari suatu lingkaran, sehingga sebuah

titik yang berada di dalam radius lingkaran masih dianggap memiliki pengaruh. Menurut Partridge, dkk. (2006), penggunaan metode *adaptive Kernel* bagi penentuan nilai *bandwidth* akan cocok untuk pengamatan-pengamatan yang tersebar dengan pola yang tidak beraturan. Metode *adaptive Kernel* memungkinkan untuk mendapatkan nilai *bandwidth* yang berbeda-beda untuk setiap titik pengamatan. Hal ini disebabkan oleh kemampuan metode *adaptive Kernel* yang dapat menyesuaikan dengan kondisi titik-titik pengamatan. Bila titik-titik pengamatan tersebar secara padat di sekitar amatan ke-*i* maka *bandwidth* ke-*i* yang diperoleh relatif lebih sempit. *Adaptive Kernel bandwidth* sebagaimana yang diilustrasikan oleh Yu dan Wei (2005), disajikan pada Gambar 2.1, dengan radius lingkaran merupakan *bandwidth*. Dalam Gambar 2.1 hanya digambarkan *bandwidth* dari 2 titik pengamatan saja sebagai contoh.



Gambar 2.1 Ilustrasi *adaptive Kernel bandwidth*

Dapat dilihat pada Gambar 2.1 bahwa untuk lokasi dengan titik-titik yang tersebar secara padat (berdekatan), radius lingkaran (*bandwidth*) lebih pendek daripada lokasi dengan titik-titik pengamatan yang tersebar secara berjauhan.

2.5 Pemilihan *Bandwidth* Optimal

Menurut Shi, dkk. (2006), di dalam pembentukan sebuah model GWR, *bandwidth* berperan sangat penting. Partridge, dkk. (2006) menyebutkan bahwa nilai *bandwidth* yang optimal menunjukkan seberapa banyak pengamatan yang berpengaruh

signifikan dalam pembentukan model GWR. Nilai *bandwidth* optimal dapat diperoleh dengan *Cross Validation* (CV). Menurut Mennis (2006), rumus *Cross Validation* adalah:

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{i \neq i})^2 , \quad (2.29)$$

dengan:

n = banyaknya pengamatan

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

y_i = pengamatan ke- i

$\hat{y}_{i \neq i}$ = nilai duga pengamatan ke- i yang nilainya diperoleh tanpa melibatkan pengamatan ke- i itu sendiri

Bivand dan Yu (2006) menyebutkan bahwa CV diolah lebih lanjut untuk mendapatkan skor CV, yaitu dengan menghitung rata-rata dari akar kuadrat CV. *Bandwidth* yang optimal ditunjukkan dengan skor CV minimum.

2.6 Uji *Goodness of Fit* Model GWR

Uji *goodness of fit* model GWR dilakukan untuk membuktikan apakah model GWR lebih tepat digunakan daripada regresi biasa (OLS). Inti dari uji *goodness of fit* adalah menghitung selisih antara JKG regresi OLS dengan JKG GWR. Bila JKG model GWR terbukti secara statistika lebih kecil, maka model GWR lebih tepat digunakan. Hipotesis yang melandasi uji *goodness of fit* model GWR adalah:

H_0 : parameter regresi konstan untuk semua titik di dalam area penelitian, lawan

H_1 : parameter regresi bervariasi secara spasial

Pendugaan parameter berdasarkan metode OLS dalam catatan matriks dengan notasi koordinat adalah

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}, \quad (2.30)$$

dengan \mathbf{X} merupakan matriks peubah bebas dan \mathbf{Y} adalah matriks peubah terikat. Namun, perlu diingat bahwa parameter regresi di dalam regresi OLS biasa diasumsikan konstan untuk setiap koordinat (u_i, v_i) . Nilai duga bagi \mathbf{Y} diperoleh dengan cara mengalikan

(*premultiply*) persamaan (2.30) dengan \mathbf{X} , yang dapat ditulis sebagai berikut:

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}. \quad (2.31)$$

Bila dimisalkan

$$\mathbf{S}_0 = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T, \quad (2.32)$$

maka persamaan (2.31) dapat disederhanakan menjadi

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{S}_0 \mathbf{Y} \quad (2.33)$$

dengan \mathbf{S}_0 adalah *hat matrix* atau *hat operator* berdimensi $n \times n$, yang tidak tergantung pada \mathbf{Y} , yaitu pembentukan *hat matrix* tidak memerlukan matriks \mathbf{Y} .

Pendugaan parameter regresi dengan metode WLS dapat pula ditulis:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u, v) = [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u, v) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u, v) \mathbf{Y}, \quad (2.34)$$

dengan $\mathbf{W}(u, v)$ adalah matriks pembobot berukuran $n \times n$ dan merupakan matriks diagonal. Analog dengan persamaan (2.31), untuk mendapatkan nilai duga bagi \mathbf{Y} , persamaan (2.34) harus dikalikan (*premultiply*) dengan \mathbf{X} menjadi:

$$\hat{\mathbf{Y}}_i = \mathbf{X}_i [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u, v) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u, v) \mathbf{Y}. \quad (2.35)$$

Bila $\mathbf{S}_1 = \mathbf{X}_i [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u, v) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u, v)$, maka persamaan (2.35) dapat ditulis dengan lebih sederhana yaitu

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{S}_1 \mathbf{Y}. \quad (2.36)$$

\mathbf{S}_1 adalah *hat matrix* bagi model GWR berdimensi $n \times n$. Sama seperti \mathbf{S}_0 , \mathbf{S}_1 juga tidak bergantung pada \mathbf{Y} . Seperti yang tertulis dalam Bivand dan Brunstad (2002), *hat matrix* digunakan untuk mendapatkan nilai JKG dari model regresi, baik regresi OLS maupun GWR.

Galat dapat diperoleh melalui operasi matriks:

$$\hat{\boldsymbol{\epsilon}}_z = (\mathbf{I} - \mathbf{S}_z) \mathbf{Y}, \quad (2.37)$$

dengan:

$z = 0$ dan 1 ;

\mathbf{I} = matriks identitas.

Perhitungan untuk mendapatkan JKG didasarkan pada rumus:

$$\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_z^T \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_z = \mathbf{Y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{S}_z)^T (\mathbf{I} - \mathbf{S}_z) \mathbf{Y}. \quad (2.38)$$

Bila dimisalkan $\mathbf{R}_z = (\mathbf{I} - \mathbf{S}_z)^T (\mathbf{I} - \mathbf{S}_z)$, maka persamaan (2.39) dapat ditulis sebagai

$$\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_z^T \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_z = \mathbf{Y}^T \mathbf{R}_z \mathbf{Y}, \quad (2.40)$$

dengan \mathbf{R}_z berdimensi $n \times n$. Untuk semua notasi yang menggunakan indeks z , bila angka 0 yang digunakan, berarti perhitungan dilakukan untuk regresi biasa, sedangkan bila angka 1 yang digunakan, maka perhitungan dilakukan untuk GWR.

JKG dari regresi biasa maupun GWR merupakan bentuk kuadratik dalam \mathbf{Y} . Jika diasumsikan bahwa $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ menyebar normal, maka persamaan (2.40) adalah bentuk kuadratik dari peubah berdistribusi normal. Uji signifikansi model GWR dapat dituliskan sebagai:

$$F = \left[\frac{(\mathbf{Y}^T \mathbf{R}_0 \mathbf{Y}) - (\mathbf{Y}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{Y})}{\nu} \right] \left[\frac{(\mathbf{Y}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{Y})}{\delta} \right]^{-1}. \quad (2.41)$$

Penyebut ν dan δ dapat diperoleh dengan operasi matriks yaitu $\nu = \text{Trace}(\mathbf{R}_0 - \mathbf{R}_1)$ dan $\delta = \text{Trace}(\mathbf{R}_1)$. Statistik uji ini mengikuti sebaran F dengan derajat bebas 1 (db_1) adalah ν^2 / ν' , sedangkan derajat bebas 2 (db_2) adalah δ^2 / δ' . Notasi $\nu' = \text{Trace}[(\mathbf{R}_0 - \mathbf{R}_1)^2]$ dan $\delta' = \text{Trace}(\mathbf{R}_1^2)$ (Brunsdon, dkk, 1999).

Pengujian *goodness of fit* model GWR ini sebenarnya merupakan pengujian dengan pendekatan *General Linier Test*, yaitu menghitung selisih antara JKG regresi OLS (*reduced model*) dengan JKG GWR (*full model*). Kutner, dkk. (2004) menyebutkan bahwa nilai selisih yang besar antara JKG *reduced model* dengan JKG *full model* merupakan indikasi untuk menerima hipotesis alternatif (H_1). Bila H_1 diterima, berarti parameter tambahan (*additional parameters*) di dalam *full model* secara signifikan mampu menjelaskan lebih banyak variasi atau keragaman dari data pengamatan dibandingkan bila menggunakan *reduced model*. Menurut Montgomery (2005), H_0 ditolak jika $F > F_{\text{tabel}}(\alpha, db_1, db_2)$. Untuk mengatasi kesulitan dalam pengambilan keputusan menggunakan F_{tabel} , nilai-p (*p-value*) kini banyak digunakan dalam masalah-masalah praktis. Sebagaimana yang disebutkan Kutner, dkk.

(2004), suatu pengujian hipotesis dapat dilakukan dengan membandingkan suatu nilai α (taraf nyata) dengan nilai-p. Kaidah keputusan yang digunakan adalah jika nilai-p lebih besar atau sama dengan α , maka H_0 diterima, sedangkan H_0 akan ditolak jika nilai-p lebih kecil dari α .



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Data

Dalam penelitian mengenai pendugaan parameter model GWR ini, digunakan data harga sewa rumah (ribu rupiah), luas lantai rumah (m^2), banyaknya kamar tidur, banyaknya kamar mandi, banyaknya tingkatan lantai, usia bangunan (tahun), ketersediaan fasilitas telepon dan air (PDAM), serta koordinat lokasi rumah sewa dan jarak rumah sewa dari fasilitas-fasilitas umum semisal sekolah, pasar swalayan dan tempat industri. Data mengenai harga sewa rumah ini merupakan data primer yang diamati pada beberapa Rukun Warga (RW) di Kecamatan Lowokwaru Kota Malang. Banyaknya RW secara keseluruhan di Kecamatan Lowokwaru adalah 127 RW. Rukun Warga sejumlah itu berada di dalam 12 kelurahan yang berbeda.

Kehidupan sosial masyarakat terpengaruh oleh kondisi geografis. Pada umumnya, masyarakat yang hidup di wilayah yang berbeda memiliki karakteristik yang berbeda pula. Perbedaan karakteristik tersebut dapat disebabkan misalnya oleh sistem pemerintahan, gaya hidup maupun adat-istiadat yang berbeda sehingga dapat mempengaruhi kehidupan masyarakat di lingkungan tersebut. Hal ini berlaku pula misalnya dalam kehidupan bermasyarakat di dalam lingkup RW. Oleh karena itu, dilakukan pembentukan lapisan terhadap objek penelitian (rumah-rumah sewa), dimana objek penelitian yang berada dalam satu subcontoh dapat diasumsikan homogen. Lapisan yang digunakan adalah batas administratif RW. Metode penarikan contoh yang digunakan adalah *stratified purposive sampling* yang memberikan kebebasan kepada peneliti untuk menentukan unit contoh yang sesuai dengan tujuan penelitian. Pada penelitian ini dipilih delapan kelurahan sebagai objek penelitian. Contoh yang diambil dari delapan kelurahan tersebut dianggap telah sesuai dengan tujuan penelitian. Kelurahan-kelurahan tersebut beserta banyaknya RW yang termasuk di dalam penelitian ini dicantumkan pada tabel berikut:

Tabel 3.1. Daftar kelurahan dan banyaknya RW

Kelurahan	Banyaknya RW
Ketawanggede	5
Sumbersari	6
Lowokwaru	1
Merjosari	12
Tunggul Wulung	1
Tulusrejo	3
Dinoyo	6
Jatimulyo	4

Namun, penentuan batas administratif RW sebagai lapisan di dalam penelitian ini dapat dikatakan masih kurang optimal dalam membuat populasi menjadi homogen. Kondisi populasi di dalam satu RW sebenarnya masih heterogen.

Pengumpulan data dilakukan melalui *interview* secara langsung dengan pemilik rumah sewa. Peneliti hanya melakukan satu pengamatan untuk setiap RW. Data hasil penelitian dapat dilihat pada Lampiran 1.

3.2 Metode

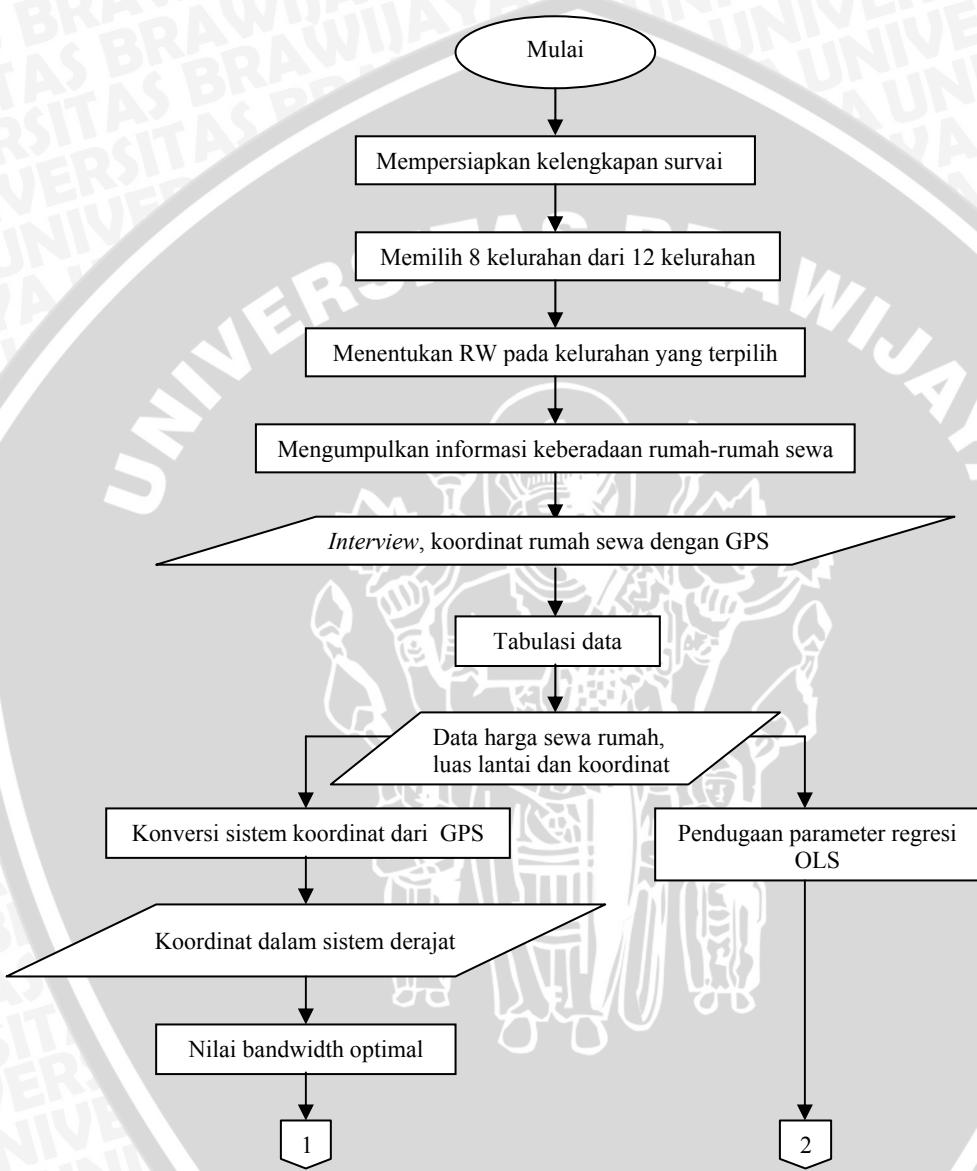
Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah:

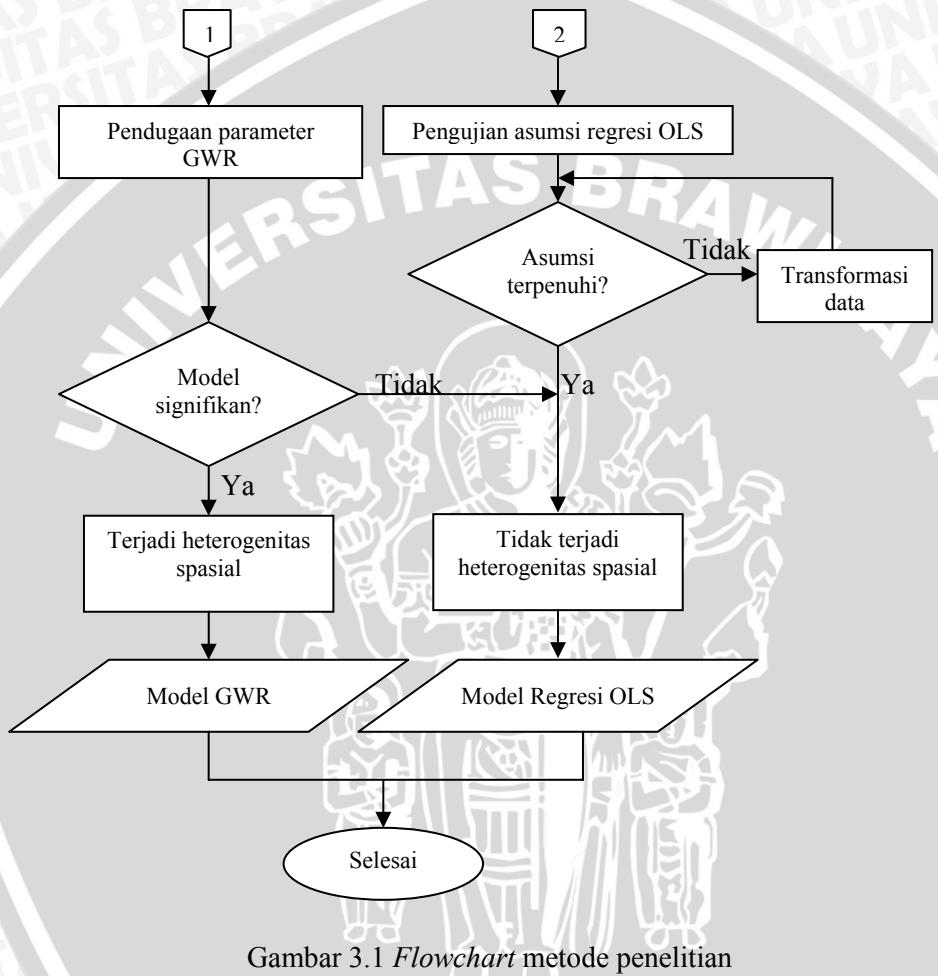
- I. Persiapan
 1. Mempersiapkan kelengkapan survai yaitu surat-surat pengantar dari kelurahan untuk ketua RW setempat dan alamat setiap ketua RW.
 2. Mempersiapkan GPS (*Global Positioning System*) sebagai alat penentu koordinat, peta jalan Kota Malang dan form *interview*.
- II. Pengumpulan data
 1. Memilih 8 kelurahan dari 12 kelurahan.
 2. Menentukan RW pada kelurahan yang terpilih.
 3. Mengumpulkan informasi mengenai keberadaan rumah-rumah sewa di RW.
 4. Melakukan *interview* dengan pemilik rumah sewa.
 5. Menentukan koordinat titik rumah sewa dengan GPS.

III. Analisis data

1. Memasukkan dan mentabulasikan data luas lantai dan harga sewa rumah serta koordinatnya ke dalam *software R version 2.5.1*.
 - a. Analisis I
 1. Melakukan pendugaan parameter regresi OLS.
 2. Menguji asumsi regresi OLS.
 - b. Analisis II
 1. Mengkonversi sistem koordinat rumah sewa dari GPS (derajat-menit-detik) ke dalam sistem derajat *longitude-latitude* dengan kode pemrograman *software R* seperti pada Lampiran 2.
 2. Menentukan nilai *bandwidth* optimal menggunakan data koordinat dalam sistem derajat *longitude-latitude*.
 3. Menduga parameter model GWR menggunakan nilai *bandwidth* optimal.
2. Melakukan pengujian signifikansi model GWR. Apabila ternyata hasil uji-F signifikan, yang berarti model GWR signifikan, maka model GWR dipilih dan digunakan untuk memodelkan hubungan harga sewa rumah dengan luas lantai rumah.

Diagram alir (*flowchart*) tahapan penelitian disajikan dalam Gambar 3.1.





Gambar 3.1 Flowchart metode penelitian

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Konversi Sistem Koordinat GPS Menjadi Sistem Derajat

Sistem koordinat titik lokasi pengamatan yang diperoleh dengan menggunakan GPS merupakan sistem derajat-menit-detik sebagai mana yang tertulis di Lampiran 1 pada kolom *Longitude* dan *Latitude*. Untuk dapat mengaplikasikan GWR, sistem koordinat derajat-menit-detik harus dikonversi menjadi sistem derajat agar bisa dilakukan perhitungan jarak antar titik pengamatan. Pada penelitian ini digunakan kode pemrograman *software R* untuk melakukan konversi sistem koordinat derajat-menit-detik menjadi sistem derajat. Kode program yang dapat mengkonversi sistem derajat-menit-detik menjadi sistem derajat dapat dilihat pada Lampiran 2. Hasil konversi koordinat dari sistem derajat-menit-detik menjadi sistem derajat akan nampak seperti yang tercantum di Lampiran 3 pada kolom *coordinates*.

4.2 Penentuan Nilai *Bandwidth* Optimal

Penelitian di lapangan mengenai harga sewa rumah menghasilkan pola sebaran titik-titik pengamatan yang tidak beraturan. Penentuan nilai *bandwidth* bagi pola sebaran titik-titik pengamatan yang tidak beraturan dilakukan dengan metode *adaptive Kernel bandwidth*. Metode *adaptive Kernel bandwidth* menghasilkan nilai *bandwidth* yang berbeda-beda untuk setiap titik pengamatan. Nilai *bandwidth* yang optimal dapat diperoleh dengan *Cross-Validation (CV)*. Bila metode *adaptive Kernel bandwidth* digunakan, nilai-nilai *bandwidth* optimal tidak ditampilkan. Sebagai pengganti, *software R* menampilkan suatu nilai proporsi yang menunjukkan seberapa banyak titik pengamatan yang dianggap signifikan mempengaruhi hasil pendugaan parameter model GWR. Nilai proporsi tersebut dinamakan *adaptive quantile*. Untuk mendapatkan *adaptive quantile*, digunakan teknik iterasi, sedangkan skor CV dihitung berdasarkan persamaan 2.29. Dalam penelitian ini, *adaptive quantile* yang diperoleh adalah 0,658 (angka pembulatan), dengan skor CV adalah 3086,018. Dalam kasus ini, untuk setiap proses pendugaan parameter model GWR bagi setiap titik pengamatan,

hanya sebanyak 65,8% dari seluruh titik pengamatan yang dianggap secara signifikan mempengaruhi hasil pendugaan parameter. Pada saat menduga parameter titik pengamatan ke-*i*, titik-titik pengamatan yang dianggap secara signifikan mempengaruhi hasil pendugaan parameter adalah titik-titik pengamatan terdekat dari titik ke-*i*. Perlu diperhatikan bahwa nilai 65,8% tersebut tidak hanya terdiri dari titik-titik pengamatan terdekat saja (*neighbour*), akan tetapi titik ke-*i* juga termasuk di dalamnya. *Output* proses penentuan *adaptive quantile* beserta skor CV disajikan pada Lampiran 4, sedangkan nilai *bandwidth* optimal untuk setiap titik pengamatan disajikan pada Lampiran 5. *Bandwidth* optimal pada Lampiran 5 merupakan besarnya radius (dalam kilometer) sehingga setiap titik pengamatan yang berada dalam radius tersebut dianggap memiliki pengaruh yang signifikan dalam menduga parameter GWR bagi titik ke-*i*. Dalam penelitian ini, terdapat sebanyak 23 titik pengamatan terdekat yang dianggap secara signifikan mempengaruhi hasil pendugaan parameter model GWR. Angka 23 didapat dengan cara mengalikan nilai *adaptive quantile* (lihat Lampiran 4), yaitu 0,6578874 (*output* asli), dengan banyaknya titik pengamatan (38 titik), kemudian dikurangi dengan 1. Pengurangan dengan angka 1 bertujuan untuk menghitung banyaknya titik terdekat dari titik pengamatan yang sedang diduga nilai parameternya.

4.3 Pendugaan Parameter GWR dan Regresi OLS serta Uji *Goodness of Fit* Model GWR

Model yang digunakan dalam menduga parameter GWR adalah:

$$\text{Harga}_i = \beta_{0i}(u_i, v_i) + \beta_{1i}(u_i, v_i) \text{Luas}_i + \varepsilon_i, \quad (4.1)$$

dengan Harga adalah peubah harga sewa rumah dan Luas adalah peubah luas lantai rumah sewa. Notasi $\beta_{0i}(u_i, v_i)$ dan $\beta_{1i}(u_i, v_i)$ secara berturut-turut menyatakan intersep dan *slope* untuk suatu lokasi dengan koordinat tertentu, sedangkan ε_i adalah galat ke-*i*.

Apabila rumah sewa yang diamati memiliki lebih dari satu lantai (rumah bertingkat), maka luas lantai pada tingkat ke-2 dan seterusnya juga turut diperhitungkan. Fungsi penghasil elemen matriks pembobot yang digunakan adalah fungsi *Gaussian* sebagaimana yang tertulis pada persamaan 2.28. Ringkasan hasil pendugaan parameter model GWR dan regresi OLS yang diperoleh

dari *software R version 2.5.1* (menggunakan 3 angka di belakang koma) ditampilkan pada Tabel 4.2. Dalam ringkasan *output* GWR, nilai parameter duga regresi biasa (OLS) diletakkan pada kolom **Global**. Parameter duga regresi OLS diperoleh berdasarkan perhitungan dengan menggunakan persamaan 2.11, sedangkan nilai-nilai duga parameter model GWR dihitung berdasarkan persamaan 2.26.

Penyajian *output* GWR dalam bentuk ringkasan akan lebih efisien dibandingkan tampilan secara keseluruhan karena GWR menghasilkan model regresi sama banyak dengan banyaknya pengamatan. Tampilan *output* GWR berupa ringkasan dapat digunakan untuk mengetahui nilai minimum, quartil ke-1 hingga 3 dan nilai maksimum. Nilai maksimum dan minimum dapat digunakan untuk menghitung rentang (nilai maksimum – nilai minimum) dari nilai duga parameter model GWR. Dalam penelitian ini dihasilkan sebanyak 38 model GWR. Pada Lampiran 6 disajikan ringkasan *output* GWR, sedangkan *output* nilai duga parameter model GWR serta R^2 dan galat baku pendugaan yang bersesuaian disajikan pada Lampiran 3. Pada Lampiran 8 disajikan hasil pendugaan parameter dengan GWR disertai persamaan regresi dan lokasi RW di mana titik pengamatan diambil.

Hasil uji *goodness of fit* model GWR ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 4.1 Uji *goodness of fit test* model GWR

F hitung	4,802
nilai-p	0,001
db₁	7,837
db₂	35,236

Keterangan:

db_1 = derajat bebas 1

db_2 = derajat bebas 2

Berdasarkan Tabel 4.1, model GWR secara signifikan mampu menjelaskan fenomena harga sewa rumah yang dipengaruhi oleh luas lantai rumah sewa. Statistik F_{hitung} diperoleh dengan pendekatan *General Linear Test* (persamaan 2.41). Nilai-p sebesar 0,001 menunjukkan bahwa model GWR signifikan pada taraf nyata 5%. Signifikansi uji *goodness of fit* model GWR dapat dijadikan dasar

untuk mengatakan bahwa parameter regresi bervariasi secara spasial, sehingga kontribusi luas lantai terhadap harga sewa rumah di beberapa lokasi di Kecamatan Lowokwaru bervariasi secara spasial. *Output uji goodness of fit* model GWR selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 7.

	GWR					Regresi OLS
	Min.	Q ₁	Med.	Q ₃	Maks.	Global
Intersep (β_{0i})	284,600	802,700	951	1251	1649	986,614
Slope (β_{1i})	38,125	50,766	53,074	54,741	55,947	50,170
JKG	237994460					326747603

Tabel 4.2 Ringkasan *output* GWR

Keterangan:

- Min. = minimum
- Q₁ = quartil ke-1
- Med. = median
- Q₃ = quartil ke-3
- Maks. = maksimum
- Global = parameter duga regresi OLS
- JKG = jumlah kuadrat galat

Merujuk pada Tabel 4.2, *slope* minimum model GWR adalah 38,125, sedangkan *slope* maksimum adalah 55,947. Hal ini berarti bahwa kontribusi luas lantai terhadap harga sewa rumah bervariasi dari Rp.38.125,- hingga Rp.55.947,- setiap m², tergantung lokasi rumah sewa tersebut. Nilai parameter duga yang besar diperoleh pada titik-titik lokasi di sekitar beberapa perguruan tinggi yang berdekatan, yaitu Universitas Brawijaya, Universitas Negeri Malang dan Universitas Islam Negeri (UIN) Malang. Sedangkan nilai parameter duga yang kecil diperoleh pada titik-titik lokasi yang terletak di pinggiran kota. Dari Lampiran 3, dapat diketahui bahwa R² minimum adalah 0,334, sedangkan R² maksimum 0,647, berarti model GWR mampu menjelaskan keragaman dalam peubah harga sewa rumah hingga mencapai 64,7%. Sebagai informasi, regresi biasa menghasilkan β_0 (intersep) dan β_1 (*slope*) secara berturut-turut

adalah 986,614 dan 50,170. Persamaan regresi yang didapat dengan OLS adalah:

$$\hat{y} = 986,614 + 50,170x \quad , \quad (4.2)$$

dengan \hat{y} adalah nilai duga harga rumah sewa dan x adalah peubah luas lantai rumah sewa. Plot antara peubah Luas dan peubah Harga ditampilkan pada Lampiran 9. Dari plot pada Lampiran 9 dapat diketahui bahwa hubungan antara peubah bebas (Luas) dan peubah terikat (Harga) adalah linier. Pengujian asumsi normalitas galat dilakukan dengan statistik uji Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov) yang didasarkan pada hipotesis:

H_0 : galat menyebar normal, lawan

H_1 : galat tidak menyebar normal,
diperoleh

$$D = 0,1256, \text{ nilai-}p = 0,1359,$$

artinya tidak terdapat cukup bukti yang menyatakan bahwa galat tidak menyebar normal yang ditunjukkan dengan dihasilkannya nilai- p sebesar 0,136 (tidak signifikan pada taraf nyata 5%). Pengujian asumsi kehomogenan ragam galat (homoskedastisitas) dilakukan dengan uji Park yang didasarkan pada hipotesis:

H_0 : ragam galat bersifat homoskedastik, lawan

H_1 : ragam galat bersifat heteroskedastik,
diperoleh:

	Penduga	Salah baku	t-hitung	nilai- p
Intersep	11,2647	4,2646	2,6410	0,0121 *
Ln(luas)	0,7507	0,9768	0,7690	0,4472

Apabila koefisien β_1 tidak signifikan, maka ragam galat bersifat homogen (homoskedastik). Koefisien β_1 , dalam kasus ini koefisien untuk peubah $\ln(\text{Luas})$, tidak signifikan pada taraf nyata 5% yang berarti bahwa tidak terjadi penyimpangan terhadap asumsi kehomogenan ragam galat (homoskedastisitas). Pengujian asumsi nonautokorelasi galat dilakukan dengan statistik uji Durbin-Watson (DW). Uji autokorelasi galat didasari hipotesis:

H_0 : $\rho = 0$, lawan

H_1 : $\rho \neq 0$,

diperoleh:

lag	Autokorelasi	Statistik D-W	nilai-p
1	0,2419	1,4601	0,08

Nilai-p yang dihasilkan lebih besar dari 0,05, berarti tidak signifikan pada taraf nyata 5%, sehingga dikatakan bahwa galat tidak mengalami autokorelasi. Secara keseluruhan, dapat dikatakan bahwa tidak terjadi pelanggaran asumsi regresi OLS. Model GWR mampu mereduksi JKG yang dihasilkan oleh regresi OLS sebesar 88753143 (*SS GWR improvement* pada Lampiran 7). *SS GWR improvement* diperoleh dengan cara mengurangkan JKG regresi OLS dengan JKG GWR. JKG regresi OLS adalah sebesar 326747603, diperoleh dengan menjumlahkan JKG GWR dengan *SS GWR improvement*, sedangkan JKG GWR sebesar 237994460. JKG regresi OLS maupun JKG GWR dapat dilihat pada Tabel 4.2. Dapat dikatakan bahwa model GWR lebih baik dibandingkan dengan model regresi OLS dalam menjelaskan fenomena data harga sewa rumah. Dalam kasus ini, GWR mampu memberikan informasi yang lebih detail apabila terjadi heterogenitas spasial dibandingkan apabila menggunakan regresi OLS.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Beberapa kesimpulan yang dapat diperoleh:

1. Model GWR yang terbentuk dari data harga sewa dan luas lantai rumah menunjukkan bahwa kontribusi luas lantai rumah terhadap harga sewa bervariasi secara spasial dengan rentang antara Rp.38.125,- hingga Rp.55.947,- per m².
2. Dari data harga sewa dan luas lantai rumah dihasilkan model GWR dengan parameter regresi yang bervariasi secara spasial.
3. GWR menghasilkan jumlah kuadrat galat yang lebih kecil daripada regresi OLS bila terjadi heterogenitas spasial.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan dari penelitian ini adalah:

1. Bila banyaknya peubah bebas yang digunakan lebih dari satu dan beberapa dari peubah tersebut diasumsikan memiliki parameter yang tidak bervariasi secara spasial, akan lebih tepat jika menggunakan *Mixed GWR*.
2. Perlu dikembangkan teori untuk menentukan derajat bebas sebaran t bagi uji parsial parameter model GWR.

DAFTAR PUSTAKA

- Anonim. 2007. Great-CircleDistance.
[http://en.wikipedia.org/wiki/Great-circle distance,](http://en.wikipedia.org/wiki/Great-circle_distance)
tanggal akses: 22 April 2007.
- Anselin, L. 1988. Spatial Econometric. Methods and Models, Kluwer Academic Publishers. Dordrecht.
- Bailey, T.C. and A.C. Gatrell. 1995. Interactive Spatial Data Analysis, Prentice Hall. Harlow.
- Bitter, C., G. Mulligan and S. Dall'erba. 2007. Incorporating Spatial Variation in Housing Attribute Prices. A Comparison of Geographically Weighted Regression and the Spatial Expansion Method.
[mpra.ub.unimuenchen.de/1379/01/MPRA paper 1379.pdf](http://mpra.ub.unimuenchen.de/1379/01/MPRA_paper_1379.pdf), tanggal akses: 1 Februari 2007.
- Bivand, R.S. and D. Yu. 2006. The spgwr Package. www.cran.r-project.org/doc/packages/spgwr.pdf, tanggal akses: 1 Februari 2007.
- Bivand, R.S. and R.J. Brunstad. 2002. Regional Growth in Western Europe. An Empirical Exploration of Interactions with Agriculture and Agricultural Policy.
www.nhh.no/sam/res&publ/2002/dp01.pdf, tanggal akses: 3 Februari 2007.
- Brunsdon, C., A.S. Fotheringham and M. Charlton. 1999. Some notes on parametric significance tests for geographically weighted regression. *J.Reg.Sci.*39:497-524.
- Gao, X., Y. Asami and C.F. Chung. 2006. An Empirical Evaluation of Spatial Regression Models.
www.ignsnrr.ac.cn/tmpDoc/1157684672802.pdf, tanggal akses: 16 April 2007.

Kutner, M.H., C.J. Nachtsheim and J. Neter. 2004. Applied Linear Regression Models. Fourth Ed., The McGraw-Hill Companies, Inc. New York.

Mennis, J. 2006. Mapping the Results of Geographically Weighted Regression.

www.astro.temple.edu/~jmennis/pubs/mennis_cj06.pdf,
tanggal akses: 1 Februari 2007.

Montgomery, D.C. 2005. Design and Analysis of Experiments. Sixth Ed., John Wiley and Sons, Inc. New Jersey.

Partridge, M.D., D.S. Rickman, K. Ali and M.R. Olfert. 2006. The Geographic Diversity of U.S. Nonmetropolitan Growth Dynamics. A Geographically Weighted Regression Approach.

www.crerl.usask.ca/research/US_Emp_GWR_paper.pdf,
tanggal akses: 1 Februari 2007.

Shi, H., L. Zhang and J. Liu. 2006. A New Spatial-Attribute Weighting Function for Geographically Weighted Regression.

www.csis.msu.edu/Publication%20files/Haijin%20CJFR%2006.pdf, tanggal akses: 1 Februari 2007.

Yu, D. and Y.D. Wei. 2005. Geographically Weighted Regression.

pages.csam.montclair.edu/~yu/GISDay_GWR.ppt,
tanggal akses: 16 April 2007.

Lampiran 1. Data harga sewa rumah dengan koordinat posisi

No.	Kel.RW	Longitude	Latitude	harga	luas
1	KG1	112°36'35.0''	7°56'45.8''	5000	48.00
2	MS1	112°36'16.1''	7°56'37.8''	6200	120.00
3	SS1	112°36'30.2''	7°57'10.9''	6300	62.50
4	MS4	112°36'10.3''	7°56'35.7''	3500	65.00
5	MS7	112°34'43.0''	7°56'16.2''	1000	45.00
6	MS5	112°36' 1.0''	7°56'29.5''	2500	96.00
7	MS3	112°36'18.7''	7°56'18.5''	5000	100.00
8	MS12	112°36'14.0''	7°56'57.9''	4500	70.00
9	MS9	112°35'37.7''	7°56'41.7''	2500	56.00
10	MS8	112°35'41.7''	7°56'42.7''	3500	72.00
11	MS6	112°35'54.7''	7°56'33.2''	1400	55.00
12	MS11	112°34'57.3''	7°56'32.7''	650	60.00
13	MS10	112°36'12.6''	7°56'23.4''	3500	96.00
14	MS2	112°36'17.0''	7°56'33.4''	2000	67.50
15	KG2	112°36'33.5''	7°56'50.7''	9500	48.00
16	KG3	112°36'34.3''	7°56'57.1''	6500	81.00
17	SS2	112°36'53.7''	7°57'32.6''	4000	36.00
18	SS3	112°36'50.4''	7°57'38.5''	7500	55.00
19	SS6	112°36'38.6''	7°57'34.6''	12000	153.00
20	SS5	112°36'53.6''	7°57'50.5''	15000	96.00
21	DY3	112°36'38.9''	7°56'26.3''	3500	80.00
22	DY4	112°36'29.5''	7°56'33.2''	3500	27.00
23	DY5	112°36'27.3''	7°56'29.0''	5500	70.00
24	DY6	112°36'35.5''	7°56'19.3''	9000	120.00
25	SS7	112°36'33.1''	7°57'32.8''	8000	128.00
26	JM3	112°36'56.4''	7°56'41.1''	3500	70.00
27	DY1	112°36'38.4''	7°56'40.9''	6500	56.25
28	DY2	112°36'31.0''	7°56'41.8''	7500	160.00
29	LW14	112°37'49.9''	7°57'27.7''	4000	48.00
30	JM2	112°37'15.7''	7°57' 5.3''	6000	72.00
31	JM4	112°36'52.2''	7°56'27.0''	3500	99.00
32	TW4	112°36'27.4''	7°55'33.3''	2000	180.00
33	JM6	112°36'36.6''	7°55'56.4''	4500	72.00
34	TR5	112°36'41.9''	7°56' 8.8''	2250	60.00
35	TR9	112°37'35.6''	7°56'45.7''	5000	108.00
36	TR10	112°37'29.9''	7°56'43.2''	1000	48.00
37	KG5	112°36'55.4''	7°57' 4.3''	5000	104.75
38	KG4	112°36'42.8''	7°56'53.7''	20000	300.00

Keterangan:

DY = Dinoyo

SS = Sumbersari

JM = Jatimulyo

TR = Tulusrejo

KG = Ketawanggede

TW = Tunggul Wulung

LW = Lowokwaru

MS = Merjosari

Angka menunjukkan RW.

Lampiran 2. Kode program pengkonversi sistem koordinat GPS menjadi sistem derajat

```
konversi.gps = function(x,y)
{
  xb <- dim(x)[1]
  xk <- dim(x)[2]
  yb <- dim(y)[1]
  yk <- dim(y)[2]
  dx <- x[,1]
  mx <- x[,2]
  sx <- x[,3]
  sx1 <- matrix(sx/60,ncol=1)
  mx1 <- mx+sx1
  mx2 <- matrix(mx1/60,ncol=1)
  konvx <- dx+mx2
  dy <- y[,1]
  my <- y[,2]
  sy <- y[,3]
  sy1 <- matrix(sy/60,ncol=1)
  my1 <- my+sy1
  my2 <- matrix(my1/60,ncol=1)
  konvy <- dy+my2
  koord.df <- data.frame(x=konvx,y=konvy)
  koord.m <- as.matrix(koord.df)
  print(koord.m)
}
```

Contoh aplikasi kode program ini dapat dilihat pada CD skripsi.

Lampiran 3. Output GWR lengkap

	coordinates	x.intercept.	luas	R2	gwr.e	x.intercept._se	luas_se
1	(112.61, 7.94606)	995.7094	53.91443	0.6068199	1416.39782	775.5051	7.343629
2	(112.604, 7.94383)	756.8527	51.90655	0.5439486	-785.63914	793.6643	7.922612
3	(112.608, 7.95303)	1424.2172	55.15769	0.6174870	1428.42708	825.6274	7.697721
4	(112.603, 7.94325)	676.1698	51.27684	0.5253024	-509.16428	803.4080	8.159533
5	(112.579, 7.93783)	336.0015	50.75245	0.4602076	-1619.86173	915.2170	9.659679
6	(112.6, 7.94153)	624.2923	49.74641	0.4889333	-2899.94804	839.5867	8.631963
7	(112.605, 7.93847)	921.0059	46.06568	0.4545115	-527.57403	844.9900	8.542823
8	(112.604, 7.94942)	948.0911	54.42088	0.5900870	-257.55241	786.9232	7.644625
9	(112.594, 7.94492)	371.9495	52.90819	0.4964353	-834.80805	868.9195	9.071602
10	(112.595, 7.94519)	407.5025	52.96336	0.4991218	-720.86435	864.8312	8.990535
11	(112.599, 7.94256)	508.9200	50.80565	0.4985423	-1903.23062	836.6088	8.695931
12	(112.583, 7.94242)	284.5737	52.25053	0.4734252	-2769.60529	906.6954	9.578537
13	(112.603, 7.93983)	798.2566	47.88608	0.4750487	-1895.32031	837.9390	8.504849
14	(112.605, 7.94261)	759.6213	50.86775	0.5323721	-2193.19477	789.5986	7.961593
15	(112.609, 7.94742)	1097.7343	54.26242	0.6274589	5797.66946	763.3363	7.140939
16	(112.61, 7.94919)	1260.0987	54.61020	0.6463124	816.47512	761.8894	7.016432
17	(112.615, 7.95906)	1635.5909	55.86179	0.5687312	353.38461	925.8907	8.845211
18	(112.614, 7.96069)	1648.6205	55.91619	0.5607792	2775.98917	941.2932	9.022750
19	(112.611, 7.95961)	1537.6768	55.78694	0.5580379	1926.92201	932.5183	8.935379
20	(112.615, 7.96403)	1583.9237	55.94660	0.5390557	8049.20289	963.8347	9.343225
21	(112.611, 7.94064)	895.0432	50.47388	0.5244001	-1432.95340	825.0839	8.014141
22	(112.608, 7.94256)	859.5956	51.67364	0.5498296	1245.21607	799.7713	7.800005
23	(112.608, 7.94139)	849.1154	50.56917	0.5295805	1111.04242	806.7771	7.943595
24	(112.61, 7.93869)	940.2245	48.14139	0.4867925	2282.80904	841.3861	8.245937
25	(112.609, 7.95911)	1500.1173	55.78878	0.5592268	-641.08069	927.3107	8.880905
26	(112.616, 7.94475)	890.2212	54.78478	0.6194210	-1225.15582	771.5337	7.256954
27	(112.611, 7.94469)	953.8144	53.69947	0.6111242	2525.59063	764.0882	7.226290
28	(112.609, 7.94494)	917.8474	53.18442	0.5799109	-1927.35379	790.0056	7.597621
29	(112.631, 7.95769)	1293.0398	54.52278	0.5077470	89.86675	935.3782	9.237490
30	(112.621, 7.95147)	1214.6953	55.62133	0.5755854	780.56910	858.2908	8.251215
31	(112.615, 7.94083)	815.8661	52.24858	0.5666008	-2488.47586	794.9242	7.630835
32	(112.608, 7.92592)	1364.3043	38.12496	0.3338386	-6226.79684	955.4110	9.331294
33	(112.61, 7.93233)	1221.8644	41.82089	0.3808426	267.03178	923.2397	9.012161
34	(112.612, 7.93578)	1080.3379	45.00367	0.4331215	-1530.55798	883.5344	8.619325
35	(112.627, 7.94603)	1009.1938	53.70534	0.5307593	-1809.37080	868.7132	8.501767
36	(112.625, 7.94533)	973.7758	53.74134	0.5385985	-2553.36023	857.9830	8.366303
37	(112.615, 7.95119)	1375.5640	55.71020	0.6400610	-2211.20730	801.1184	7.381948
38	(112.612, 7.94825)	1185.9441	54.89778	0.6466602	2344.72326	762.5678	7.017486

Lampiran 4. *Output* penentuan *bandwidth* optimal dan skor CV

```
Adaptive q: 0.381966 CV score: 3135.485
Adaptive q: 0.618034 CV score: 3095.010
Adaptive q: 0.763932 CV score: 3098.779
Adaptive q: 0.6659781 CV score: 3088.357
Adaptive q: 0.6832977 CV score: 3092.925
Adaptive q: 0.6532555 CV score: 3087.48
Adaptive q: 0.6543027 CV score: 3087.143
Adaptive q: 0.6585858 CV score: 3086.222
Adaptive q: 0.6614094 CV score: 3087.052
Adaptive q: 0.6579454 CV score: 3086.031
Adaptive q: 0.6565554 CV score: 3086.432
Adaptive q: 0.6577488 CV score: 3086.061
Adaptive q: 0.6579882 CV score: 3086.044
Adaptive q: 0.6578874 CV score: 3086.018
Adaptive q: 0.6578345 CV score: 3086.034
Adaptive q: 0.6578874 CV score: 3086.018
[1] 0.6578874
```

Lampiran 5. Nilai *bandwidth* optimal untuk setiap titik pengamatan

No.	Kel.RW	Longitude	Latitude	bandwidth
1	KG1	112°36'35.0''	7°56'45.8''	1.442640
2	MS1	112°36'16.1''	7°56'37.8''	1.416429
3	SS1	112°36'30.2''	7°57'10.9''	1.553338
4	MS4	112°36'10.3''	7°56'35.7''	1.449689
5	MS7	112°34'43.0''	7°56'16.2''	3.686988
6	MS5	112°36' 1.0''	7°56'29.5''	1.733605
7	MS3	112°36'18.7''	7°56'18.5''	1.443290
8	MS12	112°36'14.0''	7°56'57.9''	1.397057
9	MS9	112°35'37.7''	7°56'41.7''	2.276932
10	MS8	112°35'41.7''	7°56'42.7''	2.199767
11	MS6	112°35'54.7''	7°56'33.2''	1.771311
12	MS11	112°34'57.3''	7°56'32.7''	3.294729
13	MS10	112°36'12.6''	7°56'23.4''	1.553308
14	MS2	112°36'17.0''	7°56'33.4''	1.283760
15	KG2	112°36'33.5''	7°56'50.7''	1.355423
16	KG3	112°36'34.3''	7°56'57.1''	1.325388
17	SS2	112°36'53.7''	7°57'32.6''	2.135391
18	SS3	112°36'50.4''	7°57'38.5''	2.245888
19	SS6	112°36'38.6''	7°57'34.6''	2.225649
20	SS5	112°36'53.6''	7°57'50.5''	2.626159
21	DY3	112°36'38.9''	7°56'26.3''	1.643394
22	DY4	112°36'29.5''	7°56'33.2''	1.492625
23	DY5	112°36'27.3''	7°56'29.0''	1.458420
24	DY6	112°36'35.5''	7°56'19.3''	1.590843
25	SS7	112°36'33.1''	7°57'32.8''	2.176122
26	JM3	112°36'56.4''	7°56'41.1''	1.499056
27	DY1	112°36'38.4''	7°56'40.9''	1.365920
28	DY2	112°36'31.0''	7°56'41.8''	1.510144
29	LW14	112°37'49.9''	7°57'27.7''	3.192608
30	JM2	112°37'15.7''	7°57' 5.3''	2.010765
31	JM4	112°36'52.2''	7°56'27.0''	1.505623
32	TW4	112°36'27.4''	7°55'33.3''	2.626912
33	JM6	112°36'36.6''	7°55'56.4''	2.173715
34	TR5	112°36'41.9''	7°56' 8.8''	1.809493
35	TR9	112°37'35.6''	7°56'45.7''	2.398046
36	TR10	112°37'29.9''	7°56'43.2''	2.266347
37	KG5	112°36'55.4''	7°57' 4.3''	1.510383
38	KG4	112°36'42.8''	7°56'53.7''	1.377332

Lampiran 6. Ringkasan *output* GWR

Kernel function: gwr.gauss

Adaptive quantile: 0.6578874 (about 24 of 38)

Summary of GWR coefficient estimates:

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.	Global
X.Intercept.	284.60	802.70	951.00	1251.00	1649.00	986.61
luas	38.12	50.77	53.07	54.74	55.95	50.17

Number of data points: 38

Effective number of parameters: 4.594282

Effective degrees of freedom: 33.40572

Residual sum of squares: 237994460



Lampiran 7. Output uji goodness of fit model GWR

```
Brunsdon, Fotheringham & Charlton (1999) ANOVA  
data: sewa.rumah.gwr  
F = 4.802, df1 = 7.837, df2 = 35.236, p-value = 0.0005041  
alternative hypothesis: greater  
sample estimates:  
SS GWR improvement   SS GWR residuals  
88753143             237994460
```



Lampiran 8. Tabulasi hasil pendugaan parameter model GWR

Koordinat Titik Pengamatan (Rumah Sewa)		Lokasi Titik Pengamatan	Intersep	Slope	Persamaan Regresi	Nilai R^2 (%)
Longitude	Latitude		$\hat{\beta}_{0i}$	$\hat{\beta}_{1i}$		
112°36'35.0"	7°56'45.8"	RW 1 Ketawanggede	995.709	53.914	$\hat{y} = 995.709 + 53.914x$	60.682
112°36'16.1"	7°56'37.8"	RW 1 Merjosari	756.853	51.907	$\hat{y} = 756.853 + 51.907x$	54.395
112°36'30.2"	7°57'10.9"	RW 1 Sumbersari	1424.217	55.158	$\hat{y} = 1424.217 + 55.158x$	61.749
112°36'10.3"	7°56'35.7"	RW 4 Merjosari	676.170	51.277	$\hat{y} = 676.170 + 51.277x$	52.530
112°34'43.0"	7°56'16.2"	RW 7 Merjosari	336.002	50.752	$\hat{y} = 336.002 + 50.752x$	46.021
112°36' 1.0"	7°56'29.5"	RW 5 Merjosari	624.292	49.746	$\hat{y} = 624.292 + 49.746x$	48.893
112°36'18.7"	7°56'18.5"	RW 3 Merjosari	921.006	46.066	$\hat{y} = 921.006 + 46.066x$	45.451
112°36'14.0"	7°56'57.9"	RW 12 Merjosari	948.091	54.421	$\hat{y} = 948.091 + 54.421x$	59.009
112°35'37.7"	7°56'41.7"	RW 9 Merjosari	371.950	52.908	$\hat{y} = 371.950 + 52.908x$	49.644
112°35'41.7"	7°56'42.7"	RW 8 Merjosari	407.503	52.963	$\hat{y} = 407.503 + 52.963x$	49.912
112°35'54.7"	7°56'33.2"	RW 6 Merjosari	508.920	50.806	$\hat{y} = 508.920 + 50.806x$	49.854
112°34'57.3"	7°56'32.7"	RW 11 Merjosari	284.574	52.251	$\hat{y} = 284.574 + 52.251x$	47.343
112°36'12.6"	7°56'23.4"	RW 10 Merjosari	798.257	47.886	$\hat{y} = 798.257 + 47.886x$	47.505
112°36'17.0"	7°56'33.4"	RW 2 Merjosari	759.621	50.868	$\hat{y} = 759.621 + 50.868x$	53.237
112°36'33.5"	7°56'50.7"	RW 2 Ketawanggede	1097.734	54.262	$\hat{y} = 1097.734 + 54.262x$	62.746
112°36'34.3"	7°56'57.1"	RW 3 Ketawanggede	1260.099	54.610	$\hat{y} = 1260.099 + 54.610x$	64.631

Lampiran 8 (lanjutan)

112°36'53.7"	7°57'32.6"	RW 2 Sumbersari	1635.591	55.862	$\hat{y} = 1635.591 + 55.862x$	56.873
112°36'50.4"	7°57'38.5"	RW 3 Sumbersari	1648.621	55.916	$\hat{y} = 1648.621 + 55.916x$	56.078
112°36'38.6"	7°57'34.6"	RW 6 Sumbersari	1537.677	55.787	$\hat{y} = 1536.677 + 55.787x$	55.804
112°36'53.6"	7°57'50.5"	RW 5 Sumbersari	1583.924	55.947	$\hat{y} = 1538.924 + 55.947x$	53.906
112°36'38.9"	7°56'26.3"	RW 3 Dinoyo	895.043	50.474	$\hat{y} = 895.043 + 50.474x$	52.440
112°36'29.5"	7°56'33.2"	RW 4 Dinoyo	859.596	51.674	$\hat{y} = 859.596 + 51.674x$	54.983
112°36'27.3"	7°56'29.0"	RW 5 Dinoyo	849.115	50.569	$\hat{y} = 849.115 + 50.569x$	52.958
112°36'35.5"	7°56'19.3"	RW 6 Dinoyo	940.225	48.141	$\hat{y} = 940.225 + 48.141x$	48.680
112°36'33.1"	7°57'32.8"	RW 7 Sumbersari	1500.117	55.789	$\hat{y} = 1500.117 + 55.789x$	55.923
112°36'56.4"	7°56'41.1"	RW 3 Jatimulyo	890.221	54.785	$\hat{y} = 890.221 + 54.785x$	61.942
112°36'38.4"	7°56'40.9"	RW 1 Dinoyo	953.814	53.699	$\hat{y} = 953.814 + 53.699x$	61.112
112°36'31.0"	7°56'41.8"	RW 2 Dinoyo	917.847	53.184	$\hat{y} = 917.847 + 53.184x$	57.991
112°37'49.9"	7°57'27.7"	RW 14 Lowokwaru	1293.040	54.523	$\hat{y} = 1293.040 + 54.523x$	50.775
112°37'15.7"	7°57' 5.3"	RW 2 Jatimulyo	1214.696	55.621	$\hat{y} = 1214.696 + 55.621x$	57.559
112°36'52.2"	7°56'27.0"	RW 4 Jatimulyo	815.866	52.249	$\hat{y} = 815.866 + 52.249x$	56.660
112°36'27.4"	7°55'33.3"	RW 4 Tunggul Wulung	1364.304	38.125	$\hat{y} = 1364.304 + 38.125x$	33.384
112°36'36.6"	7°55'56.4"	RW 6 Jatimulyo	1221.864	41.821	$\hat{y} = 1221.864 + 41.821x$	38.084
112°36'41.9"	7°56' 8.8"	RW 5 Tulusrejo	1080.338	45.004	$\hat{y} = 1080.338 + 45.004x$	43.312
112°37'35.6"	7°56'45.7"	RW 9 Tulusrejo	1009.194	53.705	$\hat{y} = 1009.194 + 53.705x$	53.076

Lampiran 8 (lanjutan)

112°37'29.9"	7°56'43.2"	RW 10 Tulusrejo	973.776	53.741	$\hat{y} = 973.776 + 53.741x$	53.860
112°36'55.4"	7°57' 4.3"	RW 5 Ketawanggede	1375.564	55.710	$\hat{y} = 1375.564 + 55.710x$	64.006
112°36'42.8"	7°56'53.7"	RW 4 Ketawanggede	1185.944	54.898	$\hat{y} = 1185.944 + 54.898x$	64.666

Keterangan:

- \hat{y} = nilai duga harga sewa rumah
x = peubah luas lantai rumah sewa



Lampiran 9. Plot antara peubah Luas dan peubah Harga

