



**PEMODELAN REGRESI KUANTIL SPASIAL AUTOREGRESIF  
(SARQR) UNTUK MENGATASI EFEK SPASIAL PADA DATA  
YANG MENGANDUNG *OUTLIER*  
(STUDI KASUS PADA DATA TINGKAT KRIMINALITAS  
PROVINSI JAWA TENGAH)**

Skripsi

disusun sebagai salah satu syarat  
untuk memperoleh gelar Sarjana Sains  
Program Studi Matematika

oleh

Retno Ayu Wardani

4111414003

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG**

**2018**



## PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi ini bebas plagiat, dan apabila di kemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam skripsi ini, maka saya akan bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan perundang-undangan.

Semarang, Juli 2018



Retno Ayu Wardani  
NIM 4111414003

## PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul

Pemodelan Regresi Kuantil Spasial Autoregresif (SARQR) untuk Mengatasi Efek Spasial pada Data yang Mengandung *Outlier* (Studi Kasus Data Tingkat Kriminalitas Provinsi Jawa Tengah)

disusun oleh

Retno Ayu Wardani

4111414003

Telah dipertahankan di hadapan sidang Panitia Ujian Skripsi FMIPA UNNES pada tanggal 5 Juli 2018.



Prof. Dr. Zaenuri, S.E., M.Si, Akt.  
NIP. 196412231988031001

Ketua Penguji

Dr. Nur Karomah Dwidayati, M.Si.  
NIP. 196605041990202001

Anggota Penguji/  
Pembimbing I

Dr. Scolastika Mariani, M.Si.  
NIP. 196502101991022001

Sekretaris

Drs. Arief Agoestanto, M.Si,  
NIP. 196807221993031005

Anggota Penguji/  
Pembimbing II

Putriaji H, S.Si, M.Pd, M.Sc.  
NIP. 198208182006042001

## MOTTO DAN PERSEMBAHAN

### MOTTO

1. “Cukuplah Allah sebagai penolong kami, dan Allah adalah sebaik-baiknya tempat bersandar” (Q.S. Ali ‘Imron:173).
2. “Barang siapa menempuh jalan untuk menuntut ilmu maka Allah akan memudahkan jalannya menuju surga.” (HR. Muslim).
3. “Maka nikmat Allah mana lagi yang kau dustakan?” (Q.S Ar Rahman:55).
4. Lampai batasmu, karena batasmu yang sesungguhnya adalah dirimu sendiri.  
(Penulis)

### PERSEMBAHAN

1. Sujud syukur kupersembahkan kepada Allah SWT yang maha kuasa, maha pemberi rahmat, dan maha penolong.
2. Kedua Orang Tuaku Bapak Sutarman dan Ibu Mardani Wahyu Sari, atas segala ridho, doa, dukungan, dan kasih sayang yang telah diberikan.
3. Untuk Adikku tersayang Anissa Diyah dan segenap keluarga yang selalu memberikan doa serta dukungannya.
4. Mas Ikhwan Ricah Adjiguna, *my another support system*.
5. Dosen-dosen jurusan Matematika dan dosen pembimbing yang sudah memberikan saya ilmu yang bermanfaat dalam menyelesaikan skripsi.
6. Keluarga besar Mathematics Computing Club
7. Untuk Tiffani, Leni, Fitra, Ninda, Deprop, dan teman-teman Matematika Unnes 2014 terimakasih atas dukungan kalian.
8. Untuk almamaterku Universitas Negeri Semarang.

## PRAKATA

Segala puji syukur penulis panjatkan atas segala kehadiran Allah SWT. Tiada yang bisa penulis lakukan tanpa rahmat-Nya. Semoga Allah SWT selalu memberikan keridhoan di setiap jalan yang kita tempuh. Sholawat dan salam selalu tercurah kepada sang tauladan umat Nabi Muhammad Saw, beserta keluarga dan sahabat yang setia dalam menegakkan agama Islam.

Alhamdulillah atas berkah dan rahmat yang Allah berikan, penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Pemodelan Regresi Kuantil Spasial Autoregresif untuk Mengatasi *Outlier* (Studi Kasus Data Tingkat Kriminalitas di Provinsi Jawa Tengah). Penyusunan skripsi ini merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains.

Dalam penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan semua pihak, oleh karena itu penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada :

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman, M.Hum., Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Prof. Dr. Zaenuri, S.E, M.Si, Akt., Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
3. Drs. Arief Agoestanto, M.Si, Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang.
4. Drs. Mashuri, M.Si., Ketua Prodi Matematika Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang.

5. Dr. Scolastika Mariani, M.Si., Dosen Pembimbing I dan Dosen Wali yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, nasihat, sata dan dorongan selama penyusunan skripsi ini.
6. Putriaji Hendikawati, S.Si, M.Pd, M.Sc., Dosen Pembimbing II yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, nasihat, saran, dan dorongan selama penyusunan skripsi ini.
7. Dr. Nur Karomah Dwidayati, M.Si., Dosen Penguji yang telah memberikan penilaian dan saran dalam perbaikan skripsi ini.
8. Dosen jurusan Matematika Universitas Negeri Semarang yang telah membekali dengan berbagai ilmu selama mengikuti perkuliahan sampai akhir penulisan skripsi ini.
9. Bapak dan Ibu tercinta, Bapak Sutarman dan Ibu Mardani Wahyu Sari yang senantiasa memberi ridho, doa, dan dukungan yang tiada putusnya.
10. Adikku tersayang Anissa Diyah dan keluarga besar yang selalu memotivasi.
11. Teman-teman Matematika UNNES 2014 yang berjuang bersama-sama untuk mencapai cita-cita.
12. Ikhwan Ricah Adjiguna yang selalu memberikan dorongan motivasi, semangat, dan doa.
13. Bapak dan Ibu Karyawan Tata Usaha Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang yang telah membantu kebutuhan administrasi.
14. Semua pihak yang telah memberi bantuan dalam penelitian dan penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun dari pembaca.

Semarang, Juli 2018

Penulis



## ABSTRAK

Wardani, Retno Ayu. 2018. *Pemodelan Regresi Kuantil Spasial (SARQR) untuk Mengatasi Outlier (Studi Kasus Data Tingkat Kriminalitas Provinsi Jawa Tengah)*. Skripsi. Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang. Pembimbing: Dr. Scolastika Mariani, M.Si., dan Putriaji Hendikawati, S.Si, M.Pd, M.Sc.

Kata Kunci : Heteroskedastisitas, *Outlier*, Regresi Kuantil Spasial Autoregresif, IVQR

Analisis regresi adalah analisis yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat. Salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis regresi adalah kebebasan antar pengamatan. Apabila suatu pengamatan memiliki efek spasial, yaitu suatu pengamatan pada daerah tertentu dipengaruhi oleh daerah disekitarnya, maka metode analisis yang digunakan adalah analisis regresi spasial. Pada kasus tertentu, pengujian efek spasial dengan melibatkan *outlier* pada data dapat menyebabkan suatu metode gagal dalam menangani efek spasial tersebut. Sehingga hal yang sering dilakukan adalah membuang data *outlier*. Padahal, membuang data outlier mungkin merupakan tindakan yang keliru, karena adakalanya *outlier* dapat memberikan informasi yang tidak dapat diberikan oleh data lainnya.

Model Kuantil Spasial Autorogresif (SARQR) adalah model yang menggabungkan pemodelan SAR dengan regresi kuantil. Model SARQR ini dapat menghasilkan sebuah pemodelan yang baik untuk menangani permasalahan ketergantungan dan heterogenan pada pemodelan data spasial, dan juga resisten terhadap *outlier*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui: (1) Model persamaan regresi SARQR untuk mengatasi efek spasial pada data yang mengandung *outlier* yaitu data tingkat kriminalitas Provinsi Jawa Tengah tahun 2016; (2) Mengetahui penyebaran tingkat kriminalitas dan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap tingkat kriminalitas Provinsi Jawa Tengah tahun 2016.

Model regresi yang digunakan dalam penelitian ini adalah model regresi SARQR dengan menggunakan metode pendugaan parameter *Instrumental Variable Quantile Regression* (IVQR) dengan data Tingkat Kriminalitas Provinsi Jawa Tengah tahun 2016. Metode pengumpulan data yang digunakan adalah metode studi pustaka, dokumentasi, dan studi litelatur. Langkah-langkah analisis yaitu : (1) Pemilihan variabel bebas, (2) Deskripsi Data, (3) Pendeteksian *Outlier*, (4) Penentuan Matriks Pembobot, (5) Pemodelan OLS, (6) Uji Dependensi Spasial , (7) Uji *Lagrange Multiplier*, (8) Pemodelan SAR, (9) Uji Heterogenan Spasial Model SAR, (10) Pemodelan SARQR, (11) Uji Validasi Model dan pemilihan lima model terbaik dengan QVSS, (12) Menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi Tingkat Kriminalitas. Program analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Arcview*, *Excel*, dan *R*.

Simpulan yang diperoleh (1) Model SARQR pada data tingkat kriminalitas Provinsi Jawa Tengah yaitu  $\hat{Y}_{0.60} = -3,787 + 0,005W*Y - 0,028X_1 - 0,002X_2 - 0,007X_{11} + 0,390X_{13} - 0,0002X_{14} + 0,002X_{15}$ ;  $\hat{Y}_{0.70} = -2,961 - 0,030X_1 - 0,003X_2 - 0,002X_{11} + 0,345X_{13} - 0,0001X_{14} + 0,004X_{15}$ ;  $\hat{Y}_{0.80} = -3,851 - 0,031X_1 - 0,003X_2 - 0,008X_{11} + 0,399X_{13} + 0,0006X_{14} + 0,005X_{15}$ ;  $\hat{Y}_{0.90} = -4,198 - 0,033X_1 - 0,003X_2 - 0,008X_{11} + 0,424X_{13} + 0,0009X_{14} + 0,005X_{15}$ ;  $\hat{Y}_{0.99} = -3,958 + 0,900W*Y - 0,030X_1 - 0,002X_2 - 0,002X_{11} + 0,385X_{13} + 0,0006X_{14} + 0,005X_{15}$  model ini terbukti mampu mengatasi keheterogenan spasial pada tiap model dengan nilai *Breusch-Pagan* (BP) pada setiap model lebih kecil dibandingkan model SAR (BP = 10,065), dan mampu mengatasi ketergantungan spasial dengan nilai nilai *p-value* pada uji Pengganda *Lagrange* lebih dari 0,05, serta model ini juga resisten terhadap *outlier* terbukti dengan nilai QVSS untuk tiap kuantil diatas 0.50; (2) Faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kriminalitas berbeda-beda disetiap kuantil. Untuk kuantil ke-0.60 dan kuantil ke-0.70, faktor-faktor yang berpengaruh nyata adalah jumlah kantor kepolisian ( $X_1$ ) dan jumlah anak jalanan ( $X_{13}$ ). Untuk kuantil ke-0.80, faktor-faktor yang berpengaruh nyata terhadap persentase tingkat kriminalitas adalah jumlah kantor kepolisian ( $X_1$ ), jumlah anak jalanan ( $X_{13}$ ), dan jumlah penduduk penyalahgunaan narkoba ( $X_{15}$ ). Kemudian untuk kuantil ke-0.90 faktor-faktor yang berpengaruh nyata terhadap persentase tingkat kriminalitas adalah jumlah kantor kepolisian ( $X_1$ ), jumlah anak jalanan ( $X_{13}$ ), jumlah penduduk penyalahgunaan narkoba ( $X_{15}$ ), dan jumlah penduduk bekas narapidana ( $X_{14}$ ). Sedangkan untuk dan kuantil ke-0.99, terdapat penambahan faktor lain yang berpengaruh yaitu harapan lama sekolah ( $X_2$ ). Daerah yang tergolong pada kuantil 0.99 adalah Kota Magelang, Kota Semarang, Kota Salatiga, dan Kota Surakarta.

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>HALAMAN PERNYATAAN</b> .....	iii
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	iv
<b>MOTTO DAN PERSEMBAHAN</b> .....	v
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	vi
<b>ABSTRAK</b> .....	ix
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xiv
<b>DAFTAR GRAFIK</b> .....	xv
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xvi
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang Masalah .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	7
1.3 Tujuan Penelitian .....	8
1.4 Manfaat Penelitian.....	8
1.5 Sistematika Penulisan Skripsi .....	9
<b>BAB II Tinjauan Pustaka</b> .....	12
2.1 <i>Outlier</i> .....	11

2.2 Analisis Regresi .....	13
2.3 <i>Ordinary Least Square</i> .....	15
2.4 Analisis Spasial .....	17
2.5 Analisis Regresi Spasial .....	17
2.6 Efek Spasial .....	18
2.7 Matriks Keterkaitan Spasial .....	24
2.8 Regresi Kuantil .....	27
2.9 Pemodelan <i>Spatial Autoregressive Model (SAR)</i> .....	29
2.10 Model Kuantil Spasial Autoregresif (SARQR) .....	29
2.11 Kriminalitas .....	32
2.12 Kerangka Berpikir .....	34
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b> .....	<b>38</b>
3.1 Identifikasi Masalah .....	38
3.2 Fokus Penelitian .....	38
3.3 Variabel Penelitian .....	39
3.4 Metode Pengumpulan Data .....	41
3.5 Analisis Data .....	42
<b>BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>45</b>
4.1 Hasil .....	45
4.1.1 Eksplorasi Data .....	45
4.1.2 Pendeteksian <i>Outlier</i> .....	61
4.1.3 Matriks Pembobot <i>Rock Contiguity</i> .....	63

4.1.4	Pemodelan Regresi <i>Ordinary Least Square</i> .....	64
4.1.5	Uji Ketergantungan Spasial .....	67
4.1.6	Uji <i>Lagrange Multiplier</i> .....	68
4.1.7	Pemodelan <i>Spatial Autoregressive Model</i> (SAR) .....	69
4.1.8	Uji Keragaman Spasial Model SAR .....	74
4.1.9	Pemodelan Regresi Kuantil Spasial Autoregresif .....	76
4.2	Pembahasan .....	79
<b>BAB V</b>	<b>PENUTUP</b> .....	<b>93</b>
5.1	Kesimpulan.....	93
5.2	Saran.....	95
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	.....	<b>97</b>
<b>LAMPIRAN</b>	.....	<b>101</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
2.1 Data Tingkat Kriminalitas ( <i>Y</i> ) dan Variabel yang Mempengaruhi .....	16
4.1 Nilai Statistik Data Persentase Tingkat Kriminalitas.....	46
4.2 Nilai Korelasi Antar Variabel .....	47
4.3 Nilai VIF Variabel Bebas .....	47
4.4 Hasil Analisis Ketergantungan Spasial .....	67
4.5 Hasil Analisis Uji <i>Lagrange Multiplier</i> .....	69
4.6 Hasil Uji <i>Ratio Likelihood</i> , Uji Normalitas, dan Uji Keragaman Spasial Model SAR .....	70
4.7 Estimasi Parameter Model SAR .....	70
4.8 Nilai QVSS dan Nilai <i>Breusch Pagan</i> .....	77
4.9 Pendugaan Parameter Model SARQR .....	78

## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
2.1 <i>Scatter Plot</i> dari Data Dengan Observasi Ke- <i>i</i> .....	13
2.2 Skema Identifikasi <i>Outlier</i> Menggunakan IQR atau <i>Boxplot</i> .....	13
2.3 Peta Ilustrasi Persinggungan Wilayah.....	26
2.4 Kerangka Berpikir.....	35
3.1 Diagram Alir Analisis .....	44
4.1 Peta Sebaran Persentase Tingkat Kriminalitas Provinsi Jawa Tengah .....	45
4.2 Penyebaran Jumlah Kantor Kepolisian Provinsi Jawa Tengah .....	49
4.3 Penyebaran Harapan Lama Sekolah Provinsi Jawa Tengah .....	51
4.4 Penyebaran Persentase Penduduk Miskin Provinsi Jawa Tengah .....	53
4.5 Penyebaran Jumlah Anak Jalanan Provinsi Jawa Tengah .....	56
4.6 Penyebaran Jumlah Penduduk Bekas Narapidana .....	58
4.7 Penyebaran Jumlah Penduduk Penyalahgunaan Narkotika .....	60
4.8 <i>Boxplot</i> Variabel Bebas dan Variabel Terikat .....	62
4.9 Pembobotan <i>Rock Contiguity</i> .....	63
4.10 <i>Output</i> OLS .....	64

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Halaman
1. Data Tingkat Kriminalitas Provinsi Jawa Tengah tahun 2016.....	102
2. Pemetaan Tingkat Kriminalitas .....	106
3. Pemetaan Jumlah Kantor Kepolisian .....	107
4. Pemetaan Harapan Lama Sekolah .....	108
5. Pemetaan Presentase Penduduk Miskin .....	109
6. Pemetaan Jumlah Anak Jalanan .....	110
7. Pemetaan Jumlah Penduduk Bekas Narapidana .....	111
8. Pemetaan Jumlah Penduduk Penyalahgunaan Narkotika .....	112
9. <i>Boxplot</i> Setiap Variabel .....	113
10. Grafik Pembobotan <i>Rock Contiguity</i> .....	117
11. <i>Output Ordinary Least Square</i> .....	118
12. <i>Output</i> Uji Ketergantungan Spasial .....	119
13. <i>Output</i> Uji <i>Lagrange Multiplier</i> .....	120
14. <i>Output</i> Pemodelan <i>Spatial Autoregressive (SAR)</i> .....	121
15. <i>Output</i> Uji Keragaman Spasial dan Kenormalan Model SAR.....	122
16. <i>Output</i> Lima Kuantil Terbaik Model SARQR.....	123
17. <i>Syntax</i> Program <i>R</i> .....	127



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang Masalah

Analisis regresi adalah analisis yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat. Menurut Gujarati (2007), dalam analisis regresi terdapat asumsi-asumsi yang harus dipenuhi. Asumsi-asumsi tersebut yaitu memiliki parameter-parameter yang bersifat linear, homoskedastisitas, tidak terjadi autokorelasi, tidak terjadi multikolinearitas, dan *error* berdistribusi normal. Selain kelima asumsi tersebut, asumsi lain yang harus dipenuhi dalam analisis regresi adalah kebebasan antar pengamatan. Apabila suatu pengamatan memiliki efek spasial, yaitu suatu pengamatan pada daerah tertentu dipengaruhi oleh daerah disekitarnya, maka metode analisis yang digunakan adalah analisis regresi spasial.

Pada kasus tertentu, pengujian efek spasial dengan melibatkan *outlier* pada data dapat menyebabkan suatu metode gagal dalam menangani efek spasial tersebut. Sehingga hal yang sering dilakukan adalah membuang data *outlier*. Padahal, membuang data *outlier* mungkin merupakan tindakan yang keliru, karena adakalanya *outlier* dapat memberikan informasi yang tidak dapat diberikan oleh data lainnya (Drapper dan Smith, 1992). Dengan tidak mengikutsertakan data *outlier* dalam suatu pemodelan dapat menyebabkan hasil analisis menjadi bias atau tidak mencerminkan fenomena yang sebenarnya.

Terdapat dua jenis efek spasial, yaitu ketergantungan spasial dan keheterogenan spasial. Ketergantungan spasial terjadi pada saat satu daerah pada suatu wilayah bergantung pada daerah lain. Sedangkan keheterogenan spasial terjadi pada saat terdapat keragaman dalam hubungan antar daerah atau satu peubah bebas yang sama memberikan respon yang tidak sama pada lokasi yang berbeda di dalam suatu wilayah. Salah satu dampak yang ditimbulkan dari munculnya keheterogenan spasial adalah parameter regresi bervariasi secara spasial. Jika terjadi keheterogenan spasial pada parameter regresi, maka regresi global menjadi kurang mampu dalam menjelaskan fenomena data yang sebenarnya (Fotheringham et al., 2002).

Beberapa model regresi yang melibatkan ketergantungan spasial dalam pemodelannya, yaitu 1) model spasial autoregresif (*spatial autoregressive model/SAR*) dengan ketergantungan spasial pada peubah responnya, 2) model spasial galat (*spatial error model/SEM*) dengan ketergantungan spasial pada galat dan 3) model umum spasial (*general spatial model/GSM*) dengan ketergantungan spasial pada respon maupun galat. Sedangkan model spasial untuk memodelkan keheterogenan spasial adalah model regresi terboboti geografis (*geographically weighted regression/GWR*). Menurut Febriyanti (2015), Alternatif lain untuk memodelkan keheterogenan spasial dan ketergantungan spasial adalah model regresi kuantil spasial autoregresif (*spatial autoregressive quantile regression /SARQR*).

Model SARQR adalah model yang menggabungkan pemodelan SAR dengan regresi kuantil (*quantile regression/QR*). Berdasarkan penelitian yang pertama kali

dilakukan oleh Koenker dan Basset (1978), regresi kuantil merupakan model yang bertujuan meminimumkan galat mutlak berbobot yang tidak simetris sehingga dapat menghilangkan keheterogenan yang terjadi pada data. Kelebihan lain yang dimiliki pemodelan regresi kuantil adalah menghasilkan sebuah model yang resisten terhadap data *outlier*. Kombinasi antara Model SAR dengan regresi kuantil tersebut menghasilkan sebuah pemodelan yang baik untuk menangani permasalahan ketergantungan dan keheterogenan pada pemodelan data spasial, dan juga resisten terhadap data *outlier* (Febriyanti, 2015). Estimasi yang resisten merupakan suatu estimasi yang relatif tidak dipengaruhi oleh perubahan besar pada bagian kecil data atau perubahan kecil pada bagian besar data. Metode SARQR telah diaplikasikan oleh Kostov (2009) untuk pemodelan harga tanah, Liao dan Wang (2010), dan Ziet *et al* (2010) untuk memodelkan harga rumah.

Tindak kejahatan atau kriminalitas di Indonesia dewasa ini semakin marak terjadi. Dimana jumlah kasus tindak kejahatan pada suatu wilayah sangat berpengaruh bagi kesejahteraan masyarakatnya, terutama dalam menciptakan rasa aman. Rasa aman merupakan salah satu hak asasi yang harus diperoleh dan dinikmati setiap orang. Menurut Abraham Maslow dalam teori hierarki kebutuhan manusia (Maslow, 1943), rasa aman berada pada tingkatan yang kedua dibawah kebutuhan dasar manusia seperti sandang, pangan, dan papan.

Dalam Statistik Kriminal 2016 yang dikeluarkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS, 2016), statistik dan indikator yang biasa digunakan untuk mengukur rasa aman masyarakat merupakan indikator negatif, yaitu angka jumlah kasus kriminalitas yang

dilaporkan (*crime total*) dan jumlah orang yang beresiko terkena tindak kejahatan (*crime rate*) setiap 1.000 penduduk. Semakin tinggi angka kriminalitas menunjukkan semakin banyak tindak kejahatan pada masyarakat, yang merupakan suatu indikasi bahwa masyarakat merasa semakin tidak aman.

Kriminalitas merupakan masalah sosial yang berada di tengah-tengah kehidupan masyarakat. Tindakan kriminalitas umumnya bertentangan dengan norma hukum, norma sosial, dan norma agama yang berlaku. Selama tahun 2016, empat tindak kejahatan konvensional yang sering terjadi dan dilaporkan antara lain: pencurian dengan pemberatan (*curat*) sebanyak 2.400 kasus (23,08 persen), pencurian kendaraan bermotor (*curanmor*) sebanyak 1.807 kasus (17,38 persen), dan penipuan sebanyak 1.112 kasus (10,69 persen), serta kasus narkoba dan psikotropika sebanyak 1.044 kasus (10,04 persen). Faktor-faktor penyebab terjadinya tindak kriminalitas dapat muncul dari dalam diri pelaku maupun dari luar diri pelaku. Faktor-faktor dalam diri individu antara lain sakit jiwa, daya emosional, rendahnya mental, umur, kekuatan fisik, kedudukan individu di masyarakat, pendidikan individu, dan hiburan individu. Faktor yang muncul dari luar diri pelaku antara lain faktor ekonomi (perubahan harga, pengangguran, kemiskinan, urbanisasi), faktor pendidikan, dan faktor bacaan harian (Abdulsyani, 1987).

Pada tahun 2016, berdasarkan banyaknya tindak kejahatan yang dilaporkan, Provinsi Jawa Tengah menduduki peringkat tertinggi kedelapan dari seluruh provinsi di Indonesia. Dengan *crime total* sebesar 13.425 kasus (BPS, 2016). Jumlah tindak

kejahatan/ kriminalitas Provinsi Jawa Tengah dari tahun 2014 hingga tahun 2016 telah mengalami penurunan. Data dari Polda Jawa Tengah memperlihatkan jumlah tindak kejahatan yang dilaporkan (*crime total*) pada tahun 2014 sebanyak 16.611 kasus. Jumlah tindak kejadian kriminalitas tersebut mengalami penurunan menjadi sebanyak 15.245 kasus (tahun 2015) dan terus menurun menjadi sebanyak 13.425 kasus pada tahun 2016. Sementara itu resiko penduduk terkena tindak kejahatan (*crime rate*) setiap 1.000 penduduk di perkirakan sebesar 0,5 pada tahun 2014, 0,5 orang pada tahun 2015, dan turun menjadi 0,4 pada tahun 2016 (BPS, 2016).

Meskipun secara umum Provinsi Jawa Tengah memiliki tingkat keamanan yang cukup tinggi, yang ditunjukkan dengan cukup rendahnya resiko penduduk terkena tindak kejahatan (*crime rate*), namun jumlah kasus kriminalitas kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah menunjukkan variasi. Jumlah kejadian tindak kriminalitas atau *crime total* yang terjadi di Kabupaten/Kota se-Jawa Tengah selama tahun 2016, berkisar antara 104 – 2.082 kasus. Dimana terdapat lima kabupaten/ kota yang paling rawan mengalami tindak kriminalitas per 1.000 penduduk atau memiliki angka *crime rate* paling tinggi selama tahun 2016, berturut-turut adalah Kota Surakarta (2,6), Kota Salatiga (1,8), Kota Semarang (1,4), Kota Magelang (1,3), dan Kota Tegal (0,8). Sebaliknya kabupaten/ kota yang paling aman terhadap tindak kejahatan atau memiliki angka *crime rate* paling rendah selama tahun 2016 adalah Kabupaten Tegal dan Kabupaten Brebes dengan angka *crime rate* sebesar (0,1). Oleh sebab itu, karena jumlah kasus kriminalitas Kabupaten/ Kota di

Provinsi Jawa Tengah bervariasi, mengidentifikasi bahwa terdapatnya *outlier* pada data.

Setiap wilayah dengan wilayah lain mempunyai keterkaitan satu dengan yang lain, baik keterkaitan karena kedekatan jarak antar wilayah maupun karena kesamaan karakteristik, budaya dan bahasa yang dimiliki. Begitu juga dengan wilayah Provinsi Jawa Tengah yang terdiri dari 35 Kabupaten/Kota. Menurut Simandjuntak (1981), tingginya tingkat kriminalitas di suatu wilayah sering kali dihubungkan dengan faktor-faktor ekonomi, sosial dan demografi di masyarakat. Selain hal tersebut, tentunya tingkat kriminalitas masing-masing wilayah Kabupaten/ Kota di Provinsi Jawa Tengah dipengaruhi oleh faktor-faktor yang berbeda untuk wilayah satu dengan wilayah lainnya, sehingga dapat menyebabkan keheterogenan spasial.

Penelitian dengan memodelkan tingkat kriminalitas sudah pernah dilakukan sebelumnya diantaranya sebagai berikut, Panji (2014) dengan menggunakan pendekatan GWR untuk memodelkan tingkat kriminalitas di Jawa Timur dan menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi, dari penelitian tersebut di peroleh kesimpulan bahwa model GWR lebih baik daripada model OLS untuk memodelkan tingkat kriminalitas di Jawa Timur dimana setiap wilayah memiliki karakteristik yang berbeda-beda. Namun penelitian ini belum menyinggung mengenai data *outlier*. Sedangkan Fitri (2015) menggunakan analisis regresi spasial untuk memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kriminalitas di Jawa Timur, dari hasil penelitian tersebut terdapat data yang berupa *outlier* yaitu data untuk tingkat kriminalitas di Kota Malang. Pengujian tersebut dilakukan tanpa menyertakan data

*outlier*. Dengan tidak mengikutsertakan data *outlier* dalam pemodelan tersebut menyebabkan hasil analisis menjadi bias atau tidak mencerminkan fenomena yang sebenarnya.

Penelitian pemodelan kriminalitas di Provinsi Jawa Tengah dengan pendekatan regresi spasial belum pernah dilakukan sebelumnya. Data presentase kriminalitas di Jawa Tengah merupakan data yang sangat beragam, dan hal ini tidak terlepas dari akibat adanya data *outlier* dan efek spasial yang terjadi di kabupaten/kota. Berdasarkan latar belakang tersebut penulis ingin meneliti tingkat kriminalitas Provinsi Jawa Tengah menggunakan model SARQR untuk mengatasi efek spasial yang resisten terhadap data pecilan dan menentukan model regresi terbaiknya serta mengetahui variabel-variabel yang mempengaruhinya dalam bentuk pemetaan, maka penulis mengambil judul “**Pemodelan Regresi Kuantil Spasial Autoregresif (SARQR) untuk Mengatasi *Outlier* (Studi Kasus: Data Tingkat Kriminalitas Provinsi Jawa Tengah)**”.

## **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang di atas, dapat dirumuskan masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana model SARQR untuk mengatasi efek spasial pada data yang mengandung *outlier* yaitu data tingkat kriminalitas di Provinsi Jawa Tengah tahun 2016?

2. Bagaimana penyebaran tingkat kriminalitas beserta faktor-faktor yang berpengaruh terhadap tingkat kriminalitas di Provinsi Jawa Tengah tahun 2016?

### **1.3. Tujuan Penelitian**

Adapun tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Untuk mengetahui model SARQR mengatasi efek spasial pada data yang mengandung *outlier* yaitu tingkat Kriminalitas Provinsi Jawa Tengah tahun 2016.
2. Untuk mengetahui penyebaran tingkat kriminalitas dan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap tingkat kriminalitas Provinsi Jawa Tengah tahun 2016.

### **1.4. Manfaat Penelitian**

Hasil penelitian ini diharapkan mempunyai manfaat penelitian sebagai berikut.

1. Memberikan informasi secara lebih mendalam tentang penyebaran Kriminalitas dan faktor-faktor yang mempengaruhinya di Provinsi Jawa Tengah tahun 2016.
2. Memberikan informasi secara lebih mendalam tentang analisis spasial model SARQR.



3. Bagi pihak yang berkepentingan, dapat memberikan informasi atau masukan sebagai pertimbangan dalam melaksanakan kebijakan-kebijakan, mencari solusi atas permasalahan-permasalahan berkenaan dengan Kriminalitas.

### **1.5. Sistematika Penulisan Skripsi**

Secara garis besar skripsi ini dibagi menjadi tiga bagian (bab) yaitu bagian awal skripsi, bagian isi skripsi, dan bagian akhir skripsi. Berikut ini dijelaskan masing-masing bagian skripsi.

1. Bagian awal skripsi

Bagian awal skripsi meliputi halaman judul, pernyataan keaslian tulisan, pengesahan, motto dan persembahan, kata pengantar, abstrak, daftar isi, daftar gambar, daftar tabel, dan daftar lampiran.

2. Bagian isi skripsi

Bagian isi skripsi secara garis besar terdiri dari lima bab, yaitu

#### **BAB I PENDAHULUAN**

Bab ini berisi mengenai latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan skripsi.

#### **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini berisi kajian teori yang mendasari dan berhubungan dengan pemecahan masalah. Teori-teori tersebut digunakan untuk memecahkan masalah yang diangkat dalam skripsi ini. Teori yang digunakan adalah

*Outlier*, Analisis Regresi, *Ordinary Least Square*, Analisis Spasial, Analisis Regresi Spasial, Efek Spasial, Matriks Keterkaitan Spasial, Regresi Kuantil, Pemodelan *Spatial Autoregressive* (SAR), Pemodelan Kuantil Spasial Autoregresif (SARQR), Kriminalitas, dan Kerangka Berpikir.

### BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini mengulas metode yang digunakan dalam penelitian yang berisi langkah-langkah yang dilakukan untuk memecahkan masalah yaitu studi literatur, studi pustaka, dokumentasi, metode pengumpulan data, variabel penelitian, analisis data, dan diagram alir penelitian.

### BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi mengenai penyelesaian dari permasalahan yang diungkapkan.

### BAB V PENUTUP

Bab ini berisi tentang simpulan dari pembahasan dan saran yang berkaitan dengan simpulan.

#### 3. Bagian akhir skripsi

Bagian akhir skripsi meliputi daftar pustaka yang memberikan informasi tentang buku sumber serta literatur yang digunakan dan lampiran-lampiran yang mendukung skripsi.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### ***2.1. Outlier***

*Outlier* atau pencilan adalah pengamatan yang tidak mengikuti sebagian besar pola dan terletak jauh dari pusat data (Sembiring, 1950). Metode yang digunakan dalam hubungannya dengan pencilan adalah analisis residual. Jika semua pola yang ada pada data telah masuk kedalam model, maka residual akan berbentuk acak. Akan tetapi jika model yang digunakan tidak mampu mengambil semua pola yang ada pada data maka residual akan mempunyai kecenderungan tertentu.

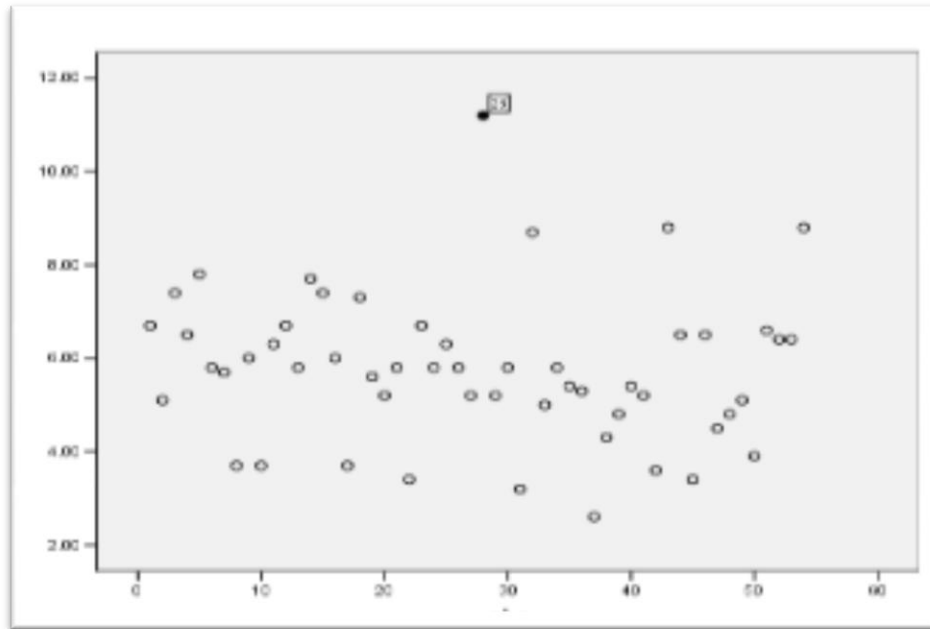
Keberadaan *outlier* akan mengganggu dalam proses analisis data, sehingga mengakibatkan residual dan varians pada data menjadi lebih besar (Dewi, E.T.K., 2016). Dalam kaitannya dengan analisis regresi, pencilan dapat menyebabkan hal-hal berikut:

1. Residual yang besar dari model yang terbentuk.
2. Varians pada data menjadi lebih besar.
3. Taksiran interval memiliki rentang yang lebar.

Metode untuk mendeteksi pencilan antara lain :

1. Metode Grafis

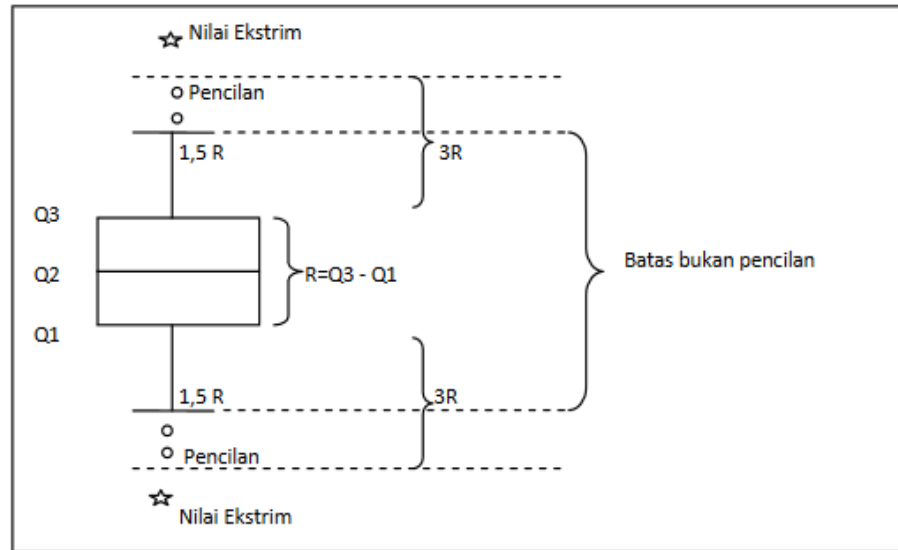
Untuk melihat apakah terdapat pencilan pada data, dapat dilakukan dengan memplot antara data dengan observasi ke- $i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) seperti gambar 2.1



Gambar 2.1 *Scatter Plot* dari Data Dengan Observasi Ke- $i$

Pada gambar 2.1, observasi ke-27 merupakan data *outlier*, karena terletak jauh dari pusat data. Kelemahan dari metode ini adalah keputusan bahwa data merupakan pencilan sangat bergantung pada *judgement* peneliti, karena hanya mengandalkan visualisasi grafis. Dalam rangka meminimumkan kesalahan teknis, maka pendeteksian dilakukan melalui perhitungan statistis.

## 2. *Boxplot*



Gambar 2.2 Skema Identifikasi *Outlier* Menggunakan IQR atau *boxplot*.

Metode ini merupakan yang paling umum digunakan, yakni dengan mempergunakan nilai kuartil dan jangkauan. Kuartil 1, 2, dan 3 akan membagi sebuah urutan data menjadi empat bagian. Jangkauan (IQR, *Interquartil Range*) didefinisikan sebagai selisih kuartil 1 terhadap kuartil 3, atau  $IQR = Q3 - Q1$ . Data-*outlier* dapat ditentukan yaitu nilai yang kurang dari  $1,5 * IQR$  terhadap kuartil 1 dan nilai yang lebih dari  $1,5 * IQR$  terhadap kuartil 3 (Soemartini, 2007).

### 2.2. Analisis Regresi

Regresi sederhana adalah persamaan matematik yang menjelaskan variabel bebas dan variabel terikat. Pada analisis regresi ingin melihat hubungan satu arah

antara variabel yang lebih khusus, dimana variabel X berfungsi sebagai variabel bebas variabel yang mempengaruhi, dan variabel Y sebagai variabel terikat adalah variabel yang dipengaruhi (Sukestiarno 2013). Hubungan antara variabel bebas dengan variabel terikat atau dependen di bagi menjadi dua yaitu analisis regresi sederhana dan analisis regresi berganda.

### 1. Analisis Regresi Sederhana

Analisis regresi sederhana adalah analisis regresi yang menjelaskan hubungan antara satu peubah respon dengan satu peubah prediktor. Secara umum model regresi sederhana adalah:

$$y_i = \beta_0 + \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \text{ dan } j = 1, 2, \dots, k \quad (2.1)$$

### 2. Analisis Regresi Berganda

Analisis regresi berganda adalah analisis regresi yang menjelaskan hubungan antara peubah respon dengan lebih dari satu peubah prediktor. Menurut Sukestiyarno (2013), analisis regresi yang memproses pengaruh lebih dari satu variabel independen terhadap sebuah variabel dependen disebut analisis regresi berganda.. Secara umum model regresi berganda adalah:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i \quad (2.2)$$

Keterangan:

$y_i$  = variabel respon pada pengamatan ke- $i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )

$\beta_0$  = konstanta

$\beta_j$  = koefisien regresi ke- $j$  ( $j = 1, 2, \dots, k$ )

$x_{ij}$  = variabel prediktor ke-j pada pengamatan ke-i

$\varepsilon$  = residual dengan asumsi identik, independen, dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varians  $\sigma^2$

$n$  = banyaknya amatan atau lokasi ( $k + 1$ )

Dalam analisis regresi terdapat beberapa uji asumsi yang harus dipenuhi, yaitu memiliki parameter-parameter yang bersifat linear, homoskedastisitas, tidak terjadi autokorelasi, tidak terjadi multikolinearitas, dan error berdistribusi normal. Jika asumsi homoskedastisitas tidak terpenuhi maka terdapat indikasi adanya pengaruh spasial (Anselin, 1988)

### 2.3. Ordinary Least Square

Estimasi parameter untuk  $\beta$  dapat diperoleh dengan metode kuadrat terkecil (*Ordinary Least Square*). Prinsip dasar OLS adalah meminimumkan jumlah kuadrat galat. Untuk memperoleh estimator bagi  $\beta$  yang dilambangkan dengan  $\hat{\beta}$  dilakukan dengan menggunakan persamaan 2.2.

Matriks *error* dapat diperoleh dengan

$$\varepsilon = Y - X\beta \quad (2.3)$$

dengan menggunakan prinsip dasar OLS dan persamaan 2.3 maka diperoleh estimator OLS berikut

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (2.4)$$

Berikut merupakan contoh pemodelan OLS,

Tabel 2.1 Data Tingkat Kriminalitas ( $Y$ ) dan Variabel yang Mempengaruhi

Kab/Kota	$Y$	$X_1$	$X_2$
Cilacap	0,2	15	20,53
Banyumas	0,2	26	13,12
Purbalingga	0,3	15	11,6
banjarnegara	0,1	19	10,1
Kebumen	0,4	13	9,07

Berdasarkan persamaan 2.4 diperoleh

$$\begin{aligned}
 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} &= \left( \begin{bmatrix} 1 & 15 & 20,53 \\ 1 & 26 & 13,12 \\ 1 & 15 & 11,6 \\ 1 & 19 & 10,1 \\ 1 & 13 & 9,07 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 15 & 26 & 15 & 19 & 13 \\ 20,53 & 13,12 & 11,6 & 10,1 & 9,07 \end{bmatrix} \right)^{-1} \\
 &= \begin{bmatrix} 5,15 & -0,1655 & -0,1580 \\ -0,17 & 0,0093 & 0,0001 \\ -0,16 & 0,0001 & 0,0121 \end{bmatrix} \\
 \hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} &= \begin{bmatrix} 5,15 & -0,1655 & -0,1580 \\ -0,17 & 0,0093 & 0,0001 \\ -0,16 & 0,0001 & 0,0121 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 15 & 20,53 \\ 1 & 26 & 13,12 \\ 1 & 15 & 11,6 \\ 1 & 19 & 10,1 \\ 1 & 13 & 9,07 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0,2 \\ 0,2 \\ 0,3 \\ 0,1 \\ 0,4 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} -0,55 \\ -0,01 \\ -0,007 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Jadi, model OLS dari data tersebut adalah  $\hat{Y} = -0,55 - 0,01X_1 - 0,007X_2$ .

$$\text{Dengan } \hat{Y} = \begin{bmatrix} 0,214 \\ 0,134 \\ 0,281 \\ 0,243 \\ 0,325 \end{bmatrix} \text{ dan residual } \varepsilon = \begin{bmatrix} -0,014 \\ 0,066 \\ 0,019 \\ -0,143 \\ 0,075 \end{bmatrix}.$$



#### **2.4. Analisis Spasial**

Menurut Budiyanto (2010), salah satu hal yang diperoleh dari sistem informasi geografis adalah kemampuannya dalam menganalisis data spasial. Model analisis data spasial ini sering disebut sebagai analisis spasial. Menurut De Mers (1997) sebagaimana dikutip oleh Budiyanto (2010) menyebut bahwa, analisis spasial mengarah pada banyak macam operasi dan konsep termasuk perhitungan sederhana, klasifikasi, penataan, tumpang susun geometris, dan pemodelan kartografis. Analisis spasial seringkali menuju pada kemampuannya dalam melakukan perhitungan dan menerangkan keterkaitan spasial antara fitur yang berbeda dalam sebuah basis data, menerangkan keterkaitan data dalam suatu layer yang sama ataupun antara layer berbeda. Salah satu program analisis *open source* yang biasa digunakan dalam analisis spasial anatar lain adalah *Arcview* dan *Geoda* (Mariani S, 2017).

#### **2.5. Analisis Regresi Spasial**

Regresi spasial adalah suatu metode untuk memodelkan suatu data yang memiliki unsur spasial. Analisis regresi spasial memungkinkan untuk menghitung ketergantungan antara pengamatan yang satu dengan pengamatan yang lain. Data sampel yang dikumpulkan di suatu daerah atau titik dalam ruang ternyata tidak independen, melainkan bergantung spasial, artinya pengamatan dari suatu lokasi cenderung menunjukkan nilai-nilai mirip dengan pengamatan dari lokasi terdekat (Sari Y, 2017). Model umum regresi spasial atau juga biasa disebut *Spatial*

*Autoregressive Model* (SA) dalam bentuk matriks (Lesage 1999; Anselin 2004) sebagaimana dikutip oleh Musfika Rati (2013) dapat disajikan berikut

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W} \mathbf{y} + \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{u} \quad (2.5)$$

$$\mathbf{u} = \lambda \mathbf{W} \mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.6)$$

Dengan,

$\mathbf{y}$  = Vektor variabel dependen dengan ukuran  $n \times 1$

$\mathbf{X}$  = Matriks variabel independen dengan ukuran  $n \times (k + 1)$

$\boldsymbol{\beta}$  = Vektor koefisien parameter regresi dengan ukuran  $(k + 1) \times 1$

$\rho$  = Parameter koefisien spasial lag variabel dependen

$\lambda$  = Parameter koefisien spasial lag pada eror

$\mathbf{u}, \boldsymbol{\varepsilon}$  = Vektor eror dengan ukuran  $n \times 1$

$\mathbf{W}$  = Matriks pembobot dengan ukuran  $n \times n$

$n$  = Jumlah amatan atau lokasi

$k$  = Jumlah variabel independen ( $k = 1, 2, \dots, l$ )

Pendugaan parameter pada model umum persamaan regresi spasial dalam bentuk matriks yaitu:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T (\mathbf{I} - \rho \mathbf{W}) \mathbf{y} \quad (2.7)$$

## 2.6. Efek Spasial

Terdapat dua efek spasial, yaitu:

1. Efek Heterosekedastisitas/ Keheterogenan Spasial

Efek heterosekedastisitas adalah efek yang menunjukkan adanya keragaman antar lokasi. Sehingga setiap lokasi mempunyai struktur dan parameter hubungan yang berbeda. Pengujian efek spasial dilakukan dengan beberapa uji, antara lain uji *Breusch Pagan* (Breusch dan Pagan, 1979), uji *Goldfeld–Qudant* (Goldfeld dan Qudant, 1965), dan uji *White Halbert* (White H, 1980). Dalam penelitian ini, uji heteroskedastisitas yang digunakan adalah uji *Breusch-Pagan* (*BP test*). Hipotesisnya adalah sebagai berikut

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_i \text{ (homokedastisitas)}$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2 \text{ (heteroskedastisitas)}$$

$$\text{Statistik uji : } BP = \frac{1}{2} f^T A(A^T A)^{-1} A^T f \quad (2.8)$$

$$\text{Dengan : } f_i = \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1 \quad (2.9)$$

Dimana  $e_i$  adalah *error* dari metode *Ordinary Least Square* (OLS) dan  $A$  adalah matriks berukuran  $n \times (k + 1)$  yang berisis vektor yang sudah di normal standarkan untuk setiap observasi. Daerah penolakannya adalah tolak  $H_0$  jika  $BP > \chi_i^2$ .

Contoh berikut merupakan contoh perhitungan Uji *Breusch Pagan* dengan menggunakan *Excel*

## 2. Efek Dependensi Spasial/ Ketergantungan Spasial

Dependensi spasial atau ketergantungan spasial terjadi akibat adanya dependensi atau ketergantungan dalam data wilayah. Ketergantungan spasial muncul berdasarkan hukum Tobler I (1979) sebagaimana dikutip oleh Musfika

Rati (2013) yaitu segala sesuatu saling berhubungan dengan hal yang lain tetapi sesuatu yang lebih dekat mempunyai pengaruh yang besar.

Untuk mengetahui adanya dependensi spasial pada model dilakukan pengujian dengan Tes *Moran's I*. Pengujian *Moran's I* merupakan pengujian yang dilakukan untuk melihat apakah pengamatan disuatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan dilokasi lain yang letaknya berdekatan. Lalu, jika pada Tes *Moran's I* menunjukkan adanya ketergantungan spasial pada data maka langkah selanjutnya adalah melakukan *Lagrange Multiplier (LM)* Tes.

**a. *Morans'I***

*Moran's I* adalah sebuah tes statistik lokal untuk melihat nilai autokorelasi spasial, yang mana digunakan untuk mengidentifikasi suatu lokasi dari pengelompokan spasial atau autokorelasi spasial.

Hipotesisnya adalah sebagai berikut :

$$H_0 : \lambda = 0 \text{ (tidak ada dependensi spasial)}$$

$$H_1 : \lambda \neq 0 \text{ (terdapat dependensi spasial)}$$

$$\text{Statistik uji : } Z_{hitung} = \frac{I - I_0}{\sqrt{var(I)}} \quad (2.10)$$

$$\text{Dengan } I = \frac{e'W e}{e'e} \quad (2.11)$$

Dimana  $e$  adalah residual regresi OLS dan  $W$  adalah Matriks pembobot spasial.

Berikut merupakan contoh perhitungan Nilai *Moran's I* data dari Tabel 2.1

$$\text{Vektor residual } \varepsilon = \begin{bmatrix} -0,014 \\ 0,066 \\ 0,019 \\ -0,143 \\ 0,075 \end{bmatrix}$$

$$\text{Matriks standarisasi } W = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0,14 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 \\ 0,25 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,2 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Dari persamaan 2.11 diperoleh

$$e'We = [-0,014 \quad 0,066 \quad 0,019 \quad -0,143 \quad 0,075] \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0,14 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 \\ 0,25 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,2 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -0,014 \\ 0,066 \\ 0,019 \\ -0,143 \\ 0,075 \end{bmatrix}$$

$$= [0,003361]$$

$$e'e = [-0,014 \quad 0,066 \quad 0,019 \quad -0,143 \quad 0,075] \begin{bmatrix} -0,014 \\ 0,066 \\ 0,019 \\ -0,143 \\ 0,075 \end{bmatrix} = [0,030987]$$

$$\text{Jadi nilai Moran's } I = \frac{e'We}{e'e} = \frac{0,003361}{0,030987} = 0,108449$$

#### **b. Lagrange Multiplier (LM) Test**

Uji *Lagrange Multiplier* (LM) adalah uji untuk menentukan apakah model memiliki efek spasial atau tidak, nilai sisa diperoleh dari kuadrat terkecil dan hitungan matrik bobot spasial yang digunakan adalah **W**. Jika LM *error* signifikan maka model yang muncul adalah model SEM, sedangkan jika LM *lag* signifikan maka pemodelan yang muncul adalah model SAR. Bentuk tes LM (Anselin, 1988), yaitu

Dengan LM lag:

$$LM_{lag} = \frac{\left(\frac{e'Wy}{s^2}\right)^2}{nJ} \quad (2.12)$$

$$nJ = T + (WX\beta)'M(WX\beta)/s^2 \quad (2.13)$$

$$T = \text{trace}((W + W')W) \quad (2.14)$$

$$M = I - X(X'X)^{-1}X' \quad (2.15)$$

$$s^2 = e'e/n \quad (2.16)$$

Dengan

$e$  = Nilai residu dari hasil OLS

$n$  = Banyaknya observasi

$W$  = Matriks standarisasi dari  $W$

$X$  = Matriks variabel independen dengan ukuran  $n \times (k + 1)$

$\beta$  = Vektor koefisien parameter regresi dengan ukuran  $(k + 1) \times 1$

Pada Uji LM, hipotesis yang dilakukan pada SAR yaitu  $H_0 : \lambda = 0$  dan  $H_1 : \lambda$

$\neq 0$ . Dalam mengambil keputusan, tolak  $H_0$   $LM > \chi^2$  atau  $P - \text{value} < \alpha$ .

Berikut merupakan contoh perhitungan uji LM lag data dari Tabel 2.1

$$\text{Vektor residual } e = \begin{bmatrix} -0,014 \\ 0,066 \\ 0,019 \\ -0,143 \\ 0,075 \end{bmatrix}$$

$$\text{Matriks standarisasi } W = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0,14 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 \\ 0,25 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,2 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{Vektor } \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 0,2 \\ 0,2 \\ 0,3 \\ 0,1 \\ 0,4 \end{bmatrix}$$

$$\text{Vektor } \mathbf{e}'\mathbf{e} = 0,030987$$

$$\text{Sehingga } \mathbf{e}'\mathbf{W}\mathbf{y} = \begin{bmatrix} -0,014 \\ 0,066 \\ 0,019 \\ -0,143 \\ 0,075 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0,14 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 \\ 0,25 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,2 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0,2 \\ 0,2 \\ 0,3 \\ 0,1 \\ 0,4 \end{bmatrix} = 0,0165$$

$$s^2 = \frac{\mathbf{e}'\mathbf{e}}{n} = \frac{0,030987}{5} = 0,006197$$

$$M = \begin{bmatrix} -0,032029 & -0,0247 & -0,14229 & 0,090265 & 0,44697 \\ -0,0247 & 0,140645 & 0,008602 & -0,29936 & 0,174816 \\ -0,14229 & 0,008602 & 0,716251 & -0,20996 & -0,3726 \\ 0,090265 & -0,29936 & -0,20996 & 0,688521 & -0,26947 \\ 0,044697 & 0,174816 & -0,3726 & -0,026947 & 0,422555 \end{bmatrix}$$

$$nJ = T + \left( \frac{(\mathbf{WX}\boldsymbol{\beta})'M(\mathbf{WX}\boldsymbol{\beta})}{s^2} \right) = 0,64337 + \frac{0,00591}{0,006197} = 1,598158$$

$$\text{Jadi } LM_{lag} = \frac{\left( \frac{\mathbf{e}'\mathbf{W}\mathbf{y}}{s^2} \right)^2}{nJ} = \frac{\left( \frac{0,0165}{0,006197} \right)^2}{1,598158} = 4,435935.$$

## 2.7. Matriks Keterkaitan Spasial (*Spatial Weight Matrices*)

Matriks pembobot spasial memungkinkan kita untuk dengan mudah menerapkan hukum pertama Tobler untuk *geography*- "“*everything is related to everything else, but near things are more related than distant things*" yang berlaku apakah ruang adalah geografis, biologis, atau sosial. Pembentukan matriks keterkaitan spasial yang sering disebut matrik  $\mathbf{W}$  dapat menggunakan berbagai teknik pembobotan. Menurut Anselin, (Musfika R, 2013) matriks  $\mathbf{W}$  berdasarkan

persentuhan batas wilayah (*contiguity*) menyatakan bahwa interaksi spasial terjadi antar wilayah yang bertetangga, yaitu interaksi yang memiliki persentuhan batas wilayah (*common boundary*). Pada prakteknya, definisi batas wilayah tersebut memiliki beberapa alternatif. Berikut adalah jenis-jenis penentuan matriks kertaitan spasial antara lokasi  $i$  dan lokasi  $j$  yang berhubungan:

### 2.7.1. *Contiguity Weight*

1. *Rook contiguity* adalah persentuhan sisi wilayah satu dengan sisi wilayah yang lain yang bertetanggaan. Dengan keterangan:

$w_{ij} = 1$  jika lokasi  $i$  dan  $j$  memiliki *common edge*.

$w_{ij} = 0$  jika lainnya.

2. *Bishop contiguity* ialah persentuhan titik vertek wilayah satu dengan wilayah tetangga yang lain. Dengan keterangan:

$w_{ij} = 1$  jika lokasi  $i$  dari  $j$  memiliki *common verteks*.

$w_{ij} = 0$  jika lainnya.

3. *Queen contiguity* ialah persentuhan baik sisi maupun titik vertek wilayah satu dengan wilayah yang lain yaitu gabungan *rook contiguity* dan *bishop contiguity*. Dengan keterangan:

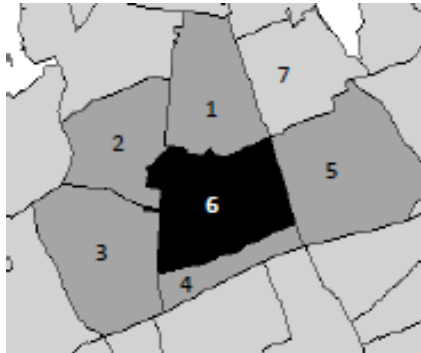
$w_{ij} = 1$  jika lokasi  $i$  dan  $j$  memiliki *common ege*

dan *common verteks*.

$w_{ij} =$  jika lainnya.

Gambar berikut merupakan ilustrasi persinggungan wilayah pada peta





Gambar 2.3 Peta Ilustrasi Persinggungan Wilayah

Matriks  $\mathbf{W}$  yang merefleksikan *Rook Contiguity* pada Gambar 2.3 adalah

$$\mathbf{W} = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Matriks yang sudah diperoleh kemudian dibentuk dalam matriks yang telah distandarisasi baris, yaitu matriks dimana jumlah dari setiap barisnya adalah satu. Standarisasi digunakan agar pembobot matriks proporsional jika kasus memiliki jumlah tetangga yang tidak sama.

Jadi matriks standarisasi matriks  $\mathbf{W}$  *Rook Contiguity* adalah (LeSage, 1999)

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 0 & 1/3 & 0 & 0 & 0 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 0 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 \\ 1/4 & 0 & 1/4 & 1/4 & 1/4 & 0 & 0 \\ 1/2 & 0 & 0 & 0 & 1/2 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

### 2.7.2. Distance Weight

Cara lain dalam menentukan entri-entri matriks pembobot adalah menggunakan fungsi jarak. Pada prinsipnya bobot jarak antara suatu lokasi dengan lokasi lain ditentukan dengan jarak kedua daerah itu. Semakin dekat jarak kedua lokasi tersebut maka bobot yang diberikan semakin besar. Berikut beberapa cara dalam menentukan matriks bobot berdasarkan fungsi jarak.

#### 1. Fungsi jarak menurun

Didefinisikan sebagai:

$$w_{ij} = d_{ij}^2 \text{ jika } d \leq D, z < 0 \quad (2.17)$$

$$w_{ij} = 0 \text{ jika } d > D \quad (2.18)$$

#### 2. K lokasi

Pada cara ini peneliti menentukan sebanyak  $k$  lokasi  $j$  di sekitar lokasi  $i$  yang terdekat dengan lokasi tersebut.

#### 3. Invers jarak

Didefinisikan sebagai:

$$W_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \text{ jika } d \leq D \quad (2.19)$$

$$W_{ij} = 0 \text{ jika } d > D \quad (2.20)$$

Dengan

$D$  = limit jarak yang ditentukan

$d$  = jarak antar lokasi  $i$  dan  $j$

Berikut bentuk umum matriks spasial ( $W$ ):

$$W = \begin{pmatrix} W_{11} & \dots & W_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{n1} & \dots & W_{nn} \end{pmatrix} \quad (2.21)$$

## 2.8. Regresi Kuantil

Regresi kuantil merupakan teknik statistika yang digunakan untuk menduga hubungan antara peubah respon dengan peubah penjelas pada fungsi kuantil bersyarat tertentu (Koenker dan Bassett, 1978). Regresi kuantil meminimumkan galat mutlak terboboti dan menduga model dengan menggunakan fungsi kuantil bersyarat pada suatu sebaran data. Metode ini merupakan suatu metode regresi dengan pendekatan memisahkan atau membagi menjadi kuantil-kuantil tertentu yang kemungkinan memiliki nilai dugaan berbeda. Metode regresi kuantil dapat digunakan mengukur efek peubah penjelas tidak hanya di pusat sebaran data, tetapi juga pada bagian atas dan bawah ekor sebaran (Djuraidah dan Wigena, 2011).

Model umum persamaan regresi kuantil dapat dibentuk sebagai berikut

$$y = X\beta_{\tau} + u \quad (2.22)$$

Pengujian parameter pada regresi kuantil dilakukan dengan uji Wald. Statistik uji Wald untuk pengujian hipotesis  $H_0: \beta_i(\tau) = 0$  vs  $H_1: \beta_i(\tau) \neq 0$  dengan  $i = 0, 1, 2, \dots, p$  adalah

$$W_i(\tau) = \frac{(\hat{\beta}_i(\tau))^2}{s_{\beta\tau}^2} \quad (2.22)$$

dengan,  $\hat{\beta}_i(\tau)$  = Dugaan parameter ke- $i$  kuantil ke-  $\tau$ ,

$s_{\hat{\beta}_\tau}^2$  = Ragam dugaan parameter ke- $i$ .

Jika  $H_0$  benar,  $T_W(\tau)$  akan mengikuti sebaran  $\chi^2$  dengan derajat bebas = 1.

Penilaian kebaikan model dilakukan dengan menghitung *Quantile Verification Skill Score (QVSS)*. QVSS didefinisikan sebagai berikut (Friederichs & Hense, 2006)

$$QVSS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \rho_\tau |y_i - \hat{\beta}_\tau^T x_i|}{\sum_{i=1}^n \rho_\tau |y_i - Q_\tau(y)|} \quad (2.23)$$

dengan  $Q_\tau(y)$  merupakan kuantil ke-  $\tau$  dari  $y$ .

## 2.9. Pemodelan *Spatial Autoregressive Model (SAR)*

*Spatial Autoregressive* adalah model yang mengkombinasikan model regresi sederhana dengan *lag* spasial pada variabel dependen dengan menggunakan data *cross section*. Spesifikasi *lag* spasial ditandai dengan dimasukkannya variabel baru di sisi kanan dari persamaan. Jika model SAR ditulis dalam bentuk matriks, maka dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \lambda \mathbf{W}^* \mathbf{y} + \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}; \mathbf{u} \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}) \quad (2.24)$$

dengan  $\mathbf{W}^*$  merupakan matriks pembobot spasial dengan ukuran  $(n \times n)$ ,  $\mathbf{y}$  merupakan vektor peubah respon berukuran  $(n \times 1)$ ,  $\mathbf{X}$  merupakan matriks peubah penjelas berukuran  $(n \times k)$ ,  $\boldsymbol{\beta}$  menyatakan vektor parameter yang akan diduga berukuran  $(k \times 1)$ , dan  $\mathbf{u}$  adalah vektor galat model berukuran  $(n \times 1)$ .

### 2.10. Model Kuantil Spasial Autoregresif (SARQR)

Pengembangan pemodelan SAR pada pemodelan kuantil ke- $\tau$  spasial autoregresif secara spesifik didefinisikan sebagai berikut

$$y = \lambda_{\tau}W * y + X\beta_{\tau} + u \quad (2.25)$$

Berbeda halnya dengan persamaan (2.24) yang merupakan pemodelan klasik SAR, model SARQR memiliki parameter spasial-lag ( $\lambda$ ) dan parameter vektor regresi ( $\beta$ ) yang bergantung pada nilai kuantil tertentu.

Beberapa peneliti sebelumnya telah melakukan pedugaan parameter model SARQR dengan beberapa metode. Metode momen terampat (*Generalized Moment of Method/GMM*) oleh Kelejian dan Purcha (1998) dan Lee dan Lin (2010), metode regresi kuantil dua tahap (*Two Stage Quantile Regression/2SQR*) oleh Liao dan Wang, dan pemodelan SARQR dengan metode pendugaan regresi kuantil peubah instrument (*Instrumental Variable Quantile Regression/IVQR*).

Metode IVQR pertama kali diperkenalkan oleh Chenozhukov dan Hansen (2004) dan diadaptasi oleh Su dan Yang (2007) untuk model SARQR. Menurut Su dan Yang (2007) kelebihan dari metode SARQR adalah dapat mengatasi masalah heteroskedastisitas pada data, serta resisten terhadap data *outlier*.

Metode ini didasari mengenai pemahaman terhadap metode peubah instrumen (*Instrumental Variable*), metode pendugaan yang melibatkan sebuah peubah penjelas baru yang berada dalam sebuah persamaan regresi dan berperan sebagai peubah yang

tidak memiliki korelasi dengan galat akan tetapi berkorelasi dengan peubah respon. Pemodelan SARQR melibatkan peubah instrumental dalam pendugaan parameternya, yaitu peubah  $\mathbf{Z}$ . Peubah instrumen berukuran  $(n \times 2k)$  dan terdiri dari kelompok  $\mathbf{X}$  dan  $\mathbf{WX}$  peubah penjelas ketergantungan spasial.

Pendugaan parameter pada model SARQR memiliki kesamaan tahap dengan metode kuadrat terkecil dua tahap (*Two Stage Least Square/ 2SLS*). Perbedaan kedua metode terletak dari metode pendugaan parameter. Pada 2SLS menggunakan metode kuadrat terkecil, sedangkan pada tahapan ini akan digunakan regresi kuantil.

Misalkan model awal tahapan pendugaan parameter  $\lambda_{0\tau}$  dan  $\beta_{0\tau}$  pada persamaan SARQR sebagai berikut:

$$y = \lambda_{\tau} W * y + X\beta_{\tau} + u , \quad (2.26)$$

dengan tahapan:

1. Membentuk sebuah model untuk  $\mathbf{W}*\mathbf{y}$  dengan peubah penjelas  $\mathbf{X}$  dan  $\mathbf{WX}$ , sehingga didapatkan nilai dugaan  $\widehat{\mathbf{W}*\mathbf{y}} = \mathbf{Z}$  dengan menggunakan metode kuadrat terkecil.
2. Pada nilai  $\lambda$  tertentu, akan dilakukan pemodelan regresi kuantil  $y$  dan  $\mathbf{W}*\mathbf{y}$  dengan peubah penjelas  $\mathbf{X}$  dan  $\mathbf{Z}$ , yaitu:

$$y_i - \lambda_0 \check{y}_i = x_i' \beta_0 + z_i' \gamma \quad (2.20)$$

dengan:  $y_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} * y_j ,$

$\gamma$  = parameter dari peubah instrumen.

Model tersebut akan digunakan untuk menduga parameter dari  $\beta_\tau(\lambda)$  dan

$\gamma_\tau(\lambda)$  :

$$\beta_{0\tau}(\lambda_0), \hat{\gamma}_\tau(\lambda_0) \equiv \underset{(\beta, \gamma)}{\operatorname{argmin}} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - \lambda_0 y_i - x_i \beta_0 - z_i \gamma) \right\} \quad (2.27)$$

1. Meminimalkan norma vektor dugaan peubah instrument  $\hat{\gamma}_\tau(\lambda_0)$  terhadap  $\lambda_0$  untuk menghitung nilai dugaan IVQR dari  $\lambda_\tau$ .
2. Membentuk fungsi kuantil:

$$y_i - \lambda_\tau \hat{y}_i = x_i' \beta_\tau \quad (2.28)$$

untuk menduga nilai IVQR dari parameter peubah penjelas ( $\beta_\tau$ ).

Proses ini akan diulangi untuk setiap kuantil ( $\tau$ ), sehingga didapatkan parameter penduga yang berbeda untuk setiap kuantilnya. Chernozhukov dan Hansen (2006) menyatakan bahwa salah satu dari kelebihan metode IVQR adalah dapat menghitung nilai matrik varian kovarian dari peubah penjelas.

## 2.11. Kriminalitas

Kriminalitas atau tindak kejahatan merupakan perbuatan seseorang yang dapat diancam hukuman berdasarkan KUHP atau Undang-Undang serta peraturan lainnya di Indonesia. Sedangkan peristiwa yang dilaporkan ialah setiap peristiwa yang dilaporkan masyarakat pada Polri, atau peristiwa dimana pelakunya tertangkap tangan oleh kepolisian. Laporan masyarakat ini akan dicatat dan ditindak-lanjuti oleh Polri jika dikategorikan memiliki cukup bukti (Statistik Kriminal, 2016). Bentuk-bentuk tindakan kriminalitas diantaranya adalah pencurian, tindak asusila, pencopetan,

penjambretan, penodongan dengan senjata api, penganiayaan, pembunuhan, penipuan, dan korupsi.

Upaya-upaya penanggulangan tindak kriminalitas antara lain :

#### 1. Upaya Preventif

Upaya penanggulangan kejahatan secara preventif adalah upaya yang dilakukan untuk mencegah terjadinya atau timbulnya kejahatan yang pertama kali. (Atmasamita R, 1983)

Langkah-langkah preventif itu meliputi

- a. Peningkatan kesejahteraan rakyat.
- b. Memperbaiki sistem administrasi dan pengawasan.
- c. Peningkatan penyuluhan hukum untuk pemeratakan kesadaran hukum masyarakat.
- d. Menambah personil kepolisian dan personil penegak hukum lainnya.
- e. Meningkatkan ketangguhan moral serta profesionalisme bagi para pelaksana penegak hukum.

#### 2. Upaya Represif

Upaya represif adalah suatu upaya penanggulangan kejahatan secara konsepsional yang ditempuh setelah terjadinya kejahatan. (Atmasamita R, 1983)

Langkah-langkah konkrit dalam upaya represif adalah

- a. Jika menyimpang dari norma hukum adat masyarakat : sanksi diberikan oleh masyarakat setempat dengan cara dikucilkan.

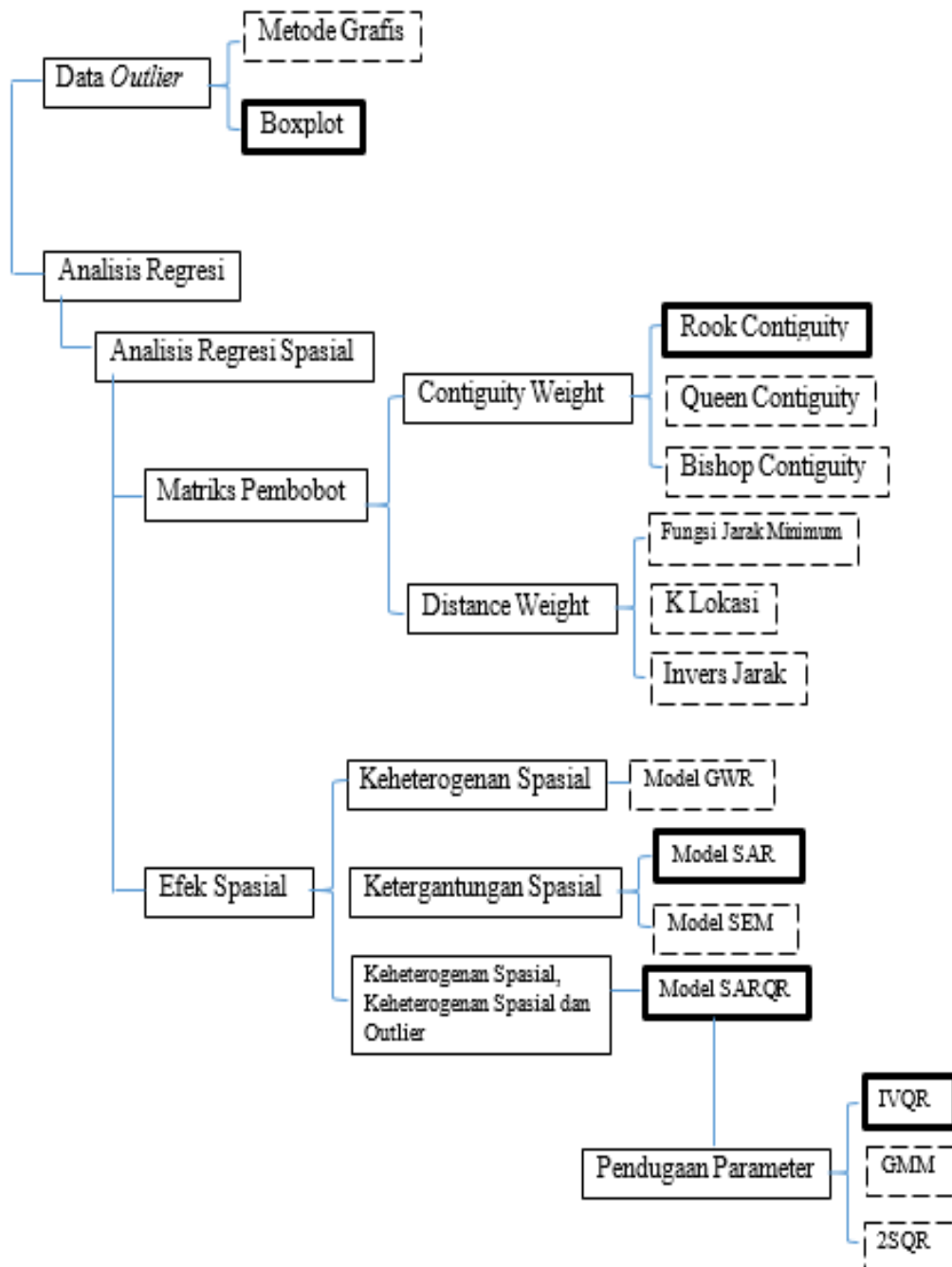


- b. Jika melanggar kaidah hukum positif, dapat dipidana berdasarkan ketentuan hukum tertulis. Hukuman bisa dalam bentuk pidana kurungan, denda, ataupun pidana mati.

Jadi, tindak kriminalitas adalah salah satu persoalan penting yang mendorong disorganisasi sosial. Karena pelaku-pelaku kejahatan tersebut sebenarnya melakukan perbuatan-perbuatan yang mengancam dasar-dasar pemerintahan, hukum, ketertiban, dan kesejahteraan umum. Sehingga, hal yang dapat dilakukan untuk meminimalisir tindak kriminalitas tersebut adalah dengan mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhinya. Setelah itu, dapat dilakukan tindakan-tindakan pencegahan, yang dapat dilakukan oleh semua pihak, baik pemerintah maupun warga negaranya.

## **2.12. Kerangka Berpikir**

Berdasarkan Idanasan pustaka diatas yang dijadikan rujukan, maka dapat disusun kerangka berpikir sebagai berikut



Gambar 2.4 Kerangka Berpikir

Analisis regresi spasial adalah analisis yang dilakukan jika suatu data memiliki unsur spasial. Analisis regresi spasial memungkinkan untuk menghitung ketergantungan antar lokasi. Terdapat dua jenis matriks pembobot spasial, yaitu *contiguity weight* dan *distance weight*. *Cointiguity weight* adalah matrik pembobot yang memperhitungkan persentuhan sisi atau titik vertek wilayah satu dengan wilayah lainnya. Terdiri dari *rook contiguity*, *bishop contiguity*, dan *queen contiguity*. Sedangkan *distance weight* adalah matrik pembobot yang memperhitungkan bobot jarak antar lokasi pengamatan. *Distance weight* terdiri dari fungsi jarak minimum, K lokasi, dan invers jarak. Pada analisis regresi spasial terdapat dua jenis efek spasial, yaitu ketergantungan spasial dan keheterogenan spasial. Ketergantungan spasial merupakan efek spasial dimana suatu daerah bergantung pada daerah lain. Sedangkan keheterogenan spasial terjadi apabila terdapat keragaman antar daerah. Pemodelan yang melibatkan ketergantungan spasial dalam pemodelannya adalah pemodelan SAR, SEM, dan GSM. Sedangkan model spasial untuk memodelkan keheterogenan spasial dalam pemodelannya adalah pemodelan GWR.

Data *outlier* adalah suatu data yang memiliki karakteristik unik yang terletak sangat jauh berbeda dari observasi-observasi lainnya. Pada kasus tertentu, jika terdapat *outlier* pada data, hal yang dilakukan dalam pengujian adalah tidak mengikutsertakan *outlier* tersebut. Dengan tidak mengikutsertakan *outlier* pada pemodelan tersebut, menyebabkan hasil analisis menjadi bias atau tidak mencerminkan fenomena yang sebenarnya. Pemodelan yang melibatkan kedua efek

spasial, yaitu ketergantungan spasial dan keheterogenan spasial dalam pemodelannya adalah pemodelan SARQR. Pemodelan SARQR merupakan model yang menggabungkan pemodelan SAR dan pemodelan SARQR. Kelebihan lain dari pemodelan SARQR selain mengatasi kedua efek spasial adalah pemodelan tersebut resisten terhadap *outlier*. Metode pendugaan parameter pemodelan SARQR antara lain adalah metode IVQR, GMM, dan 2SQR.

Data tingkat kriminalitas di Provinsi Jawa Tengah merupakan data yang sangat beragam dan memiliki keterkaitan antara wilayah satu dengan wilayah lainnya, hal ini tidak terlepas dari akibat adanya efek spasial dan *outlier* yang terjadi di kabupaten/kota. Sehingga, pemodelan yang digunakan dalam memodelkan tingkat kriminalitas di Provinsi Jawa Tengah adalah pemodelan SARQR dengan matriks pembobot *rook contiguity* dan IVQR sebagai metode pendugaan parameternya.

# BAB V

## PENUTUP

### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan rumusan masalah dan hasil pembahasan maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut

1. Pemodelan SARQR menghasilkan model yang berbeda pada setiap kelompok kuantil, yaitu

$$\hat{Y}_{0.60} = -3,787 + 0,005W*Y - 0,028X_1 - 0,002X_2 - 0,007X_{11} + 0,390X_{13} - 0,0002X_{14} + 0,002X_{15}$$

$$\hat{Y}_{0.70} = -2,961 - 0,030X_1 - 0,003X_2 - 0,002X_{11} + 0,345X_{13} - 0,0001X_{14} + 0,004X_{15}$$

$$\hat{Y}_{0.80} = -3,851 - 0,031X_1 - 0,003X_2 - 0,008X_{11} + 0,399X_{13} + 0,0006X_{14} + 0,005X_{15}$$

$$\hat{Y}_{0.90} = -4,198 - 0,033X_1 - 0,003X_2 - 0,008X_{11} + 0,424X_{13} + 0,0009X_{14} + 0,005X_{15}$$

$$\hat{Y}_{0.99} = -3,958 + 0,900W*Y - 0,030X_1 - 0,002X_2 - 0,002X_{11} + 0,385X_{13} + 0,0006X_{14} + 0,005X_{15}$$

Model SARQR merupakan model yang baik untuk menangani permasalahan ketergantungan dan keheterogenan pada pemodelan data spasial. Terbukti dengan tidak terdapat keheterogenan spasial pada tiap model atau dengan nilai *Breusch-Pagan* (BP) pada setiap model lebih kecil dibandingkan model SAR (BP = 10,065) dan pada model SAR sudah tidak terjadi ketergantungan spasial dengan nilai *p-value* pada uji Pengganda

*Lagrange* lebih dari 0,05. Walaupun memodelkan data dengan melibatkan *outlier*, kelima model tersebut layak, dengan nilai QVSS tiap kuantil lebih dari 0,50.

2. Secara keseluruhan, faktor-faktor yang nyata mempengaruhi persentase tingkat kriminalitas berbeda-beda di setiap kuantil. Untuk kuantil ke-0.60 dan kuantil ke-0.70, faktor-faktor yang berpengaruh nyata adalah jumlah kantor kepolisian dan jumlah anak jalanan. Untuk kuantil ke-0.80, faktor-faktor yang berpengaruh nyata terhadap persentase tingkat kriminalitas adalah jumlah kantor kepolisian, jumlah anak jalanan, dan jumlah penduduk penyalahgunaan narkoba. Kemudian untuk kuantil ke-0.90 faktor-faktor yang berpengaruh nyata terhadap persentase tingkat kriminalitas adalah jumlah kantor kepolisian, jumlah anak jalanan, jumlah penduduk penyalahgunaan narkoba, dan jumlah penduduk bekas narapidana. Sedangkan untuk dan kuantil ke-0.99, terdapat penambahan faktor lain yang berpengaruh yaitu harapan lama sekolah. Daerah yang dimodelkan dalam setiap kelompok kuantil juga berbeda-beda. Diantara nya yaitu pada kuantil ke-0.99, daerah yang tergolong dalam kelompok kuantil ke-0.99 dengan nilai presentase tingkat kriminalitas kurang dari 2,38 adalah Kota Surakarta, Kota Semarang, Kota Salatiga, dan Kota Magelang. Berarti untuk daerah Kota Surakarta, Kota Semarang, Kota Salatiga, dan Kota Magelang faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kriminalitas di daerah tersebut adalah jumlah

kantor kepolisian, jumlah anak jalanan, jumlah penduduk penyalahgunaan narkoba, jumlah penduduk bekas narapidana, dan harapan lama sekolah.

## 5.2. Saran

Adapun saran yang diberikan peneliti untuk penelitian ini adalah

1. Pada penelitian ini pemetaan penyebaran-penyebaran variabel-variabel yang mempengaruhi tingkat kriminalitas di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan kuantil-kuantil yang terbentuk. Dimana tingkat kriminalitas Provinsi Jawa Tengah dipengaruhi oleh variabel-variabel yang berbeda pada setiap kuantil. Pada penyebaran tersebut terdapat kota/kabupaten dengan warna yang paling pekat. Pada penyebaran tingkat kriminalitas, kota/kabupaten dengan warna yang paling pekat berarti memiliki tingkat kriminalitas paling tinggi, hal ini dapat dijadikan sebagai bahan evaluasi pemerintah untuk mencari tahu dan mencari solusi dalam mengatasi permasalahan penyebab daerah tersebut memiliki tingkat kriminalitas lebih tinggi dari daerah lainnya. Selain itu, dalam menangani masalah kriminalitas pemerintah juga dapat lebih berfokus pada faktor-faktor yang berpengaruh pada masing-masing kuantil.
2. Penelitian ini hanya menggunakan matriks pembobotan *Rock Contiguity* saja. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan matriks pembobot lainnya seperti matriks pembobot *Queen Contiguity* maupun *Customize Contiguity*. Selain itu, dalam penelitian ini hanya menggunakan metode pendugaan parameter IVQR, sehingga untuk penelitian lebih lanjut

dapat menggunakan metode pendugaan parameter yang lain seperti GMM dan 2SQR.

## **DAFTAR PUSTAKA**



- Abdulsyani. 1987. *Sosiologi Kelompok dan Masalah Sosial*. Jakarta: Fajar Agung.
- Alih E, Ong H. 2013. An Outlier-resistant Test for Heteroskedasticity in linear models. *Journal Applied Statistics*.
- Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Press.
- Anselin, L., Florax R., & Rey, S.J. 2004. *Advanced in Spatial Econometrics: Methods, Tools and Applications*. Dordrecht: Kluwer Academic Press.
- Anselin, L., Bongiovanni, R., DeBoer, J.L. 2004. A Spatial Econometric Approach to the Economics of Site-Specific Nitrogen Management in Corn Production *International Regional Science Review*, 20 (1-2):422-448.
- Astuti, Restu Dewi Kusumo, Hasbi Yasin, Sugito. 2013. *Aplikasi Model Regresi Spasial untuk Pemodelan Angka Partisipasi Murni Jenjang Pendidikan SMA Sederajat di Provinsi Jawa Tengah*. Jurnal Gaussian. Vol.2 No.4. ISSN: 2339-2541
- Atmasasmita, R. 1983. *Bunga Rampai Kriminologi*. Jakarta: Rajawali.
- Becsi, Z. 2010. *Sistem Informasi Geografis dengan Arc View GIS*. Federal Reserve Bank of Atlanta.
- Breusch, T., & Pagan, A.R. 1979. A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *J. Econ. Soc.* pp. 1287–1294.
- Budianto, E. 2010. *Economics and Crime in States*. Yogyakarta : Andi Offset.
- [BPS] Badan Pusat Statistik. 2016. *Statistik Kriminal 2016*. Jakarta (ID): BPS.
- Chernozhukov, V., & Hansen, C. 2006. Instrumental quantile regression inference for structural and treatment effect models. *Journal of Econometrics*.127:491-525.
- Dewi, R.T.K., Agoestanto, A., & Sunarmi. 2016. Metode Least Timmed Square (LTS) dan MM-Estimation utuk Mengestimasi Parameter Regresi ketika Terdapat Outlier. *Unnes Journal of Mathematics Vol.5(1)*.
- Djuraidah, A., Wigena, A.H. 2011. *Regresi Kuantil untuk Eksplorasi Pola Curah Hujan di Kabupaten Indramayu*. Bogor. IPB.

- Draper, N., & Smith. 1992. *Analisis Regresi Terapan, Diterjemahkan oleh Bambang Sumantri*. Gramedia: Jakarta.
- Durbin, R. 2009. *Spatial Weight*. Fotheringham AS. PA Rogerson, editor. London(UK): Sage Publication.
- Fariz, Nuril, Rita Rahmawati, dan Diah Safitri. 2013. *Analisis Spasial Penyebaran Penyakit Demam Berdarah Dengue Dengan Indeks Moran dan Geary's C (Studi Kasus Di Kota Semarang Tahun 2011)*. Jurnal Gaussian. Vol.2 No.1. ISSN: 2339-2541
- Febriyanti, A. 2015. *Penerapan Regresi Kuantil Spasial Otoresif untuk Dara Produk Domestik Regional Bruto*. [Thesis]. Bogor. IPB.
- Fitri. 2015. *Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Kriminalitas di Jawa Timur dengan Analisis Regresi Spasial*. [Skripsi]. Surabaya. ITS.
- Friederichs, P., & Hense, A. 2006. Statistical Downscaling of Extreme Precipitation Events Using Censored Quantile Regression. <http://journals.ametsoc.org/doi/pdf/10.1175/MWR34031>. [1 Oktober 2017].
- Fotheringham, et al. 2002. *Geographically Weighted Regression-the Analysis of Spatially Varying Relationships*. Wiley: Chicester.
- Goldfeld & Quandt. 1965. Some tests for homoscedasticity. *J. Am. Stat. Assoc.* 60(310) pp. 539–547.
- Gujarati. 2007. *Dasar-dasar Ekonometrika*. Jakarta: Erlangga.
- Isbiyantoro, Kelik, Yuciana Wilandari, Sugito. 2014. *Perbandingan Model Pertumbuhan Ekonomi di Jawa Tengah dengan Meode Regresi Linier Berganda dan Metode Geographically Weighted Regression*. Jurnal Gaussian. Vol.3 No.3. ISSN: 2339-2541
- Kim, T.H., & Muller, C. 2004. Two-stage quantile regression when the first stage is based on quantile regression. *Econometric Journal*. 7:218-231.
- Koenker, R., & Basset G. 1978. Regression Quantile. *Econometrica* 46, 33-50.
- Koenker, R. 2005. *Quantile Regression*. Cambridge(UK): Cambridge University Press.

- Kostov, P. 2009. A spatial quantile regression hedonic model of agriculture land prices. *Spatial Economic Analysis*. 4:53-72.
- Liao, W.C., & Wang, X. 2010. Hedonic house prices and spatial quantile regression. *IRES Working Paper, Institute of Real Estate Studies, National University of Singapore*. 12:16-27.
- Lin, X., & Lee, L.F. 2010. GMM estimation of spatial autoregressive models with unknown heteroscedasticity. *Journal of Econometrics* 157, 34-52.
- Mariani, S., Wardono, Masrukan, & Fauzi, F. 2017. The ArcVIEW and GeoDa Application in Optimization of Spatial Regression Estimate. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. Vol.95(6).
- Maslow. 1943. A Theory of Human Motivation. *Psychological Review*. 50, 370-396.
- Melati, Petronella. 2016. *Model Regresi Spasial untuk Analisis Representase Penduduk Miskin di Propinsi Naggroe Aceh Darussalam*. Jurnal Statistika Industri dan Komputasi. Vol.1 No.1. ISSN: 2527-9378
- Musfika, R. 2013. *Model Regresi Spasial untuk Anak Tidak Bersekolah Usia Kurang 15 Tahun di Kota Medan*. [Skripsi]. Medan. Universitas Sumatera Utara.
- Panji. 2014. *Pemodelan Presentase Kriminalitas dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi di Jawa Timur dengan Pendekatan Geographically Weighted Regression (GWR)*. [Skripsi]. Surabaya. ITS.
- Qurnia, A., Sukestiyarno, & Agoestanto, A. 2017. Batasan Prasyarat Uji Normalitas dan Uji Homogenitas pada Model Regresi Linear. *Unnes Journal of Mathematics Vol.6(2)*.
- Sari, Y., Dwidayati, N.K., Hendikawati, P. 2017. *Estimasi Parameter pada Regresi Spatial Error Model (SEM) yang Memuat Outlier menggunakan Iterative Z Algorithm*. Prosiding Seminar Nasional Matematika. Semarang. UNNES.
- Sarwoko. 2005. *Dasar-Dasar Ekonometrika*. Yogyakarta: Penerbit Andi Yogyakarta.
- Sembiring, R.K. 1950. *Analisis Regresi Edisi Kedua*. Bandung: ITB.
- Simandjuntak, B. 1981. *Pengantar Kriminologi dan Patologi Sosial*. Bandung: GSI.
- Soemartini. 2007. *Pencilan (Outlier)*. Jatinangor: Universitas Padjajaran.

- Su, L., & Yang, Z. 2007. Instrumental Variable Quantile Estimation of Spatial Autoregressive Models. *EABER*. 08:2007.
- Suksetiarno. 2013. *Olah Data Penelitian Berbantuan SPSS*. Semarang: Universitas Negeri Semarang.
- Susanto. 2010. *Statistik Kriminal Sebagai Konstruksi Sosial*. Yogyakarta: Genta Publishing.
- Uthami, Ida Ayu Prasetya. 2013. Regresi Kuantil Median untuk Mengatasi Heteroskedastisitas pada Analisis Regresi. *E-Jurnal Matematika Vol. 2(1)*.
- Yoga, K.U., & Pane, N.S. 2006. *Profil Polda Metropolitan Jakarta Raya*. Jakarta: Extrama Group.
- White, H. 1980. A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *J. Econ. Soc.* pp. 817–838.
- Zietz, J., Zietz, E.N., & Sirmans, G.S. 2008. Determinants of house prices: a quantile regression approach. *Journal of Real Estate Finance and Economics*. 37:317-333.