

**SKRIPSI**

**ESTIMASI MODEL *ROBUST*  
*GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION*  
DENGAN METODE *LEAST ABSOLUTE DEVIATION***

**Disusun dan diajukan oleh**

**AQILAH SALSABILA RAHMAN**

**H051171308**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
MAKASSAR  
AGUSTUS 2021**

**ESTIMASI MODEL *ROBUST*  
*GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION*  
DENGAN METODE *LEAST ABSOLUTE DEVIATION***

**SKRIPSI**

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada  
Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu  
Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin

**AQILAH SALSABILA RAHMAN**

**H051171308**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

**UNIVERSITAS HASANUDDIN**

**MAKASSAR**

**AGUSTUS 2021**

## HALAMAN PERNYATAAN KEOTENTIKAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Aqilah Salsabila Rahman

NIM : H051171308

Program Studi : Statistika

Jenjang : Sarjana (S1)

menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa skripsi yang saya buat dengan judul:

**ESTIMASI MODEL  
ROBUST GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION  
DENGAN METODE LEAST ABSOLUTE DEVIATION**

adalah benar hasil karya saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan skripsi ini hasil karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Makassar, 16 Agustus 2021



**Aqilah Salsabila Rahman**

**H051171308**

**ESTIMASI MODEL  
ROBUST GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION  
DENGAN METODE LEAST ABSOLUTE DEVIATION**

Disetujui oleh:

Pembimbing Utama

**Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.**  
NIP. 196209261987022001

Pembimbing Pertama

**Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.**  
NIP. 197504292000032001

Ketua Departemen Statistika

**Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si.**  
NIP.197201171997032002

Pada Tanggal 16 Agustus 2021

**HALAMAN PENGESAHAN**

**ESTIMASI MODEL  
ROBUST GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION  
DENGAN METODE LEAST ABSOLUTE DEVIATION**

Disusun dan diajukan oleh

**AQILAH SALSABILA RAHMAN  
H051171308**

Telah dipertahankan dihadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian Studi Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin pada tanggal 16 Agustus 2021 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan.

Menyetujui,

Pembimbing Utama

Pembimbing Pertama

  
Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.  
NIP. 196209261987022001

  
Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.  
NIP. 197504292000032001

Ketua Departemen Statistika

  
Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si.  
NIP.197201171997032002

## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Wa Rahmatullah Wabarakatuh*

*Alhamdulillahilladzi Bi Ni' Matihi Tatimmush Shalihat*

Puji dan syukur kepada Allah *Subhanahu Wa Ta'ala* atas segala limpahan rahmat, nikmat, dan hidayah yang diberikan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan penulisan skripsi dengan judul “**Estimasi Model Robust Geographically Weighted Regression dengan Metode Least Absolute Deviation**” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.

Salam dan sholawat *Insyallah* senantiasa tercurah kepada Nabi Muhammad *Shallallahu'alaihi Wasallam*, sang kekasih tercinta yang telah memberikan petunjuk cinta dan kebenaran dalam kehidupan.

Dalam penyelesaian skripsi ini, penulis telah melewati perjuangan panjang dan pengorbanan yang tidak sedikit. Namun berkat rahmat dan izin-Nya serta dukungan dari berbagai pihak yang turut membantu baik moril maupun material sehingga akhirnya tugas akhir ini dapat terselesaikan. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang setinggi-tingginya dan penghargaan yang tak terhingga kepada Ayahanda **Ir. Abdul Rahman Suyuti, M.M.** dan Ibunda tercinta **Andi Suryani, S.E.** yang telah membesarkan dan mendidik penulis dengan penuh kesabaran dan dengan limpahan cinta, kasih sayang, dan doa kepada penulis yang tak pernah habis, serta adik penulis **Achmad Fauzi Rahman** yang selalu membantu jika ada kendala selama penulisan dan menjadi penyemangat untuk segera menyelesaikan masa studi penulis.

Ucapan terima kasih dengan penuh keikhlasan juga penulis ucapkan kepada:

1. **Ibu Prof. Dr. Dwia Aries Tina Pulubuhu, MA**, selaku Rektor Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
2. **Bapak Dr. Eng. Amiruddin**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
3. **Ibu Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si.**, selaku Ketua Departemen Statistika yang telah seperti orang tua sendiri. Segenap dosen pengajar dan staf **Departemen**

**Statistika** yang telah membekali ilmu dan kemudahan kepada penulis dalam berbagai hal selama menjadi mahasiswa di Departemen Statistika.

4. **Ibu Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.** selaku Pembimbing Utama penulis yang telah ikhlas meluangkan waktu dan pemikirannya untuk memberikan arahan, pengetahuan, motivasi dan bimbingan di tengah kesibukan beliau serta menjadi tempat berkeluh kesah untuk penulis.
5. **Ibu Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.** selaku Pembimbing Pertama yang telah ikhlas meluangkan waktu dan pemikirannya untuk memberikan arahan, pengetahuan, motivasi dan bimbingan di tengah kesibukan beliau serta menjadi tempat berkeluh kesah untuk penulis.
6. **Bapak Andi Kresna Jaya, S.Si., M.Si.** selaku tim penguji yang telah memberikan saran dan kritikan yang membangun dalam penyempurnaan penyusunan tugas akhir ini.
7. **Bapak Dr. La Podje Talangko, M.Si. (rahimahullah)** selaku dosen Pembimbing Akademik penulis sekaligus tim penguji yang telah ikhlas, penuh kesabaran dan penuh kasih sayang untuk memberikan arahan, pengetahuan, motivasi, dan bimbingan selama menjalani perkuliahan serta memberikan saran dan kritikan yang sangat membangun dalam penyempurnaan penyusunan tugas akhir ini.
8. Sahabat terbaik penulis, **Muhammad Fathur Rahman, Fivit Febriani Malik, Diah Mega Satria Pratiwi, Muhammad Rifli Al Ashar, dan Muhammad Ikhsan Akbar Nasir**, yang senantiasa mendengarkan curahan hati, keluh, dan kesah, serta banyak memberikan motivasi, semangat, dan turut mendoakan dalam penyelesaian tugas akhir ini.
9. Sahabat spesial penulis, **Siti Ihza Arsella Kasim, Nurkamaliah, Riska Rasyid, Fitri, Risnawati Azali, Nur Aprilia Dzulhijjah, dan Fakhriyyah Dj Junus**, yang telah menjadi sahabat yang pintu kamar kostnya senantiasa terbuka saat penulis butuh tumpangan, dan senantiasa mendengarkan curahan hati, memberikan dorongan, semangat, dan motivasi dalam setiap keadaan sehingga penulis bisa mendapatkan lebih banyak pelajaran hidup.
10. Teman-teman **Statistika 2017**, terima kasih atas kebersamaan, suka, dan duka selama menjalani pendidikan di Departemen Statistika.

11. Keluarga besar **DISKRIT 2017**, terima kasih telah memberikan pelajaran yang berharga dan arti kebersamaan selama ini kepada penulis. Pengalaman yang berharga telah penulis dapatkan dari teman-teman selama berproses.
12. **Keluarga Mahasiswa FMIPA Unhas** terkhusus anggota keluarga **Himatika FMIPA Unhas** dan **Himastat FMIPA Unhas**, terima kasih atas ilmu yang mungkin tidak bisa didapatkan di proses perkuliahan dan telah menjadi keluarga selama penulis kuliah di Universitas Hasanuddin.
13. Teman-teman **KKN Posko Parepare 1 Gelombang 104**, terima kasih untuk hiburannya selama menjalani kkn.
14. Kepada seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, terima kasih setinggi-tingginya untuk segala dukungan dan partisipasi yang diberikan kepada penulis semoga bernilai ibadah di sisi Allah *Subhanahu Wa Ta'ala*.

Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan tambahan pengetahuan baru bagi para pembelajar statistika. Penulis menyadari bahwa dalam penulisan tugas akhir ini masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati penulis memohon maaf. Akhir kata, semoga dapat bermanfaat bagi pihak-pihak yang berkepentingan. *Aamiin Allahumma Aamiin*.

Makassar, 16 Agustus 2021



Aqilah Salsabila Rahman

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR  
UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

---

---

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Aqilah Salsabila Rahman  
NIM : H051171308  
Program Studi : Statistika  
Departemen : Statistika  
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Judul Skripsi : Estimasi Model *Robust Geographically Weighted Regression* dengan Metode *Least Absolute Deviation*

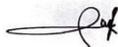
demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Noneksklusif** (*Non-exclusive Royalty- Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul:

**“Estimasi Model *Robust Geographically Weighted Regression* dengan Metode *Least Absolute Deviation*”**

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.  
Dibuat di Makassar Pada tanggal 16 Agustus 2021.

Yang menyatakan



**Aqilah Salsabila Rahman**

**ABSTRAK**

*Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah salah satu metode analisis spasial yang dapat digunakan untuk melakukan analisis dengan pemberian pembobot berdasarkan jarak setiap lokasi pengamatan secara geografis serta asumsi memiliki keragaman spasial. Hasil dari analisis ini adalah model persamaan yang nilai-nilai parameternya berlaku hanya pada masing-masing lokasi pengamatan dan berbeda dengan lokasi pengamatan lainnya. Namun, saat terdapat pencilan pada lokasi pengamatan, diperlukan sebuah metode estimasi yang lebih kekar (*robust*). Salah satu metode *robust* yang dapat diterapkan pada model GWR adalah dengan metode *Least Absolute Deviation*. Pada penelitian ini estimasi model dilakukan terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Sulawesi Selatan Tahun 2019 menggunakan model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan metode *Least Absolute Deviation* (LAD). Penentuan pembobot dilakukan dengan menggunakan fungsi pembobot *adaptive kernel bisquare*. Hasil yang didapatkan adalah model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) yang berbeda-beda dan berlaku hanya pada masing-masing kabupaten/kota di Sulawesi Selatan. Selain itu, didapatkan pula hasil bahwa model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan metode *Least Absolute Deviation* (LAD) adalah model yang paling baik pada data yang mengalami keragaman secara spasial dan mengandung pencilan.

Kata kunci: *Robust, Geographically Weighted Regression, Least Absolute Deviation, Adaptive Kernel Bisquare, Kemiskinan.*

## ABSTRACT

Geographically Weighted Regression (GWR) is a method of spatial analysis that can be used to perform analysis by assigning weights based on the geographical distance of each observation location and the assumption of having spatial heterogeneity. The result of this analysis is an equation model whose parameter values apply only to each observation location and are different from other observation locations. However, when there are outliers at the observation location, a more robust estimation method is needed. One of the robust methods that can be applied to the GWR model is the Least Absolute Deviation method. In this study, model estimation was carried out on the factors that affect poverty in South Sulawesi in 2019 using Robust Geographically Weighted Regression (RGWR) with the Least Absolute Deviation (LAD) method. Determination of weighting is done by using the adaptive kernel bisquare weighting function. The results obtained are Robust Geographically Weighted Regression (RGWR) models which are different and apply only to each district/city in South Sulawesi. In addition, it was also found that the Robust Geographically Weighted Regression (RGWR) model with the Least Absolute Deviation (LAD) method was the best model for data that experienced spatial heterogeneity and contained outliers.

Keywords: Robust, Geographically Weighted Regression, Least Absolute Deviation, Adaptive Kernel Bisquare, Poverty.

## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PERNYATAAN KEOTENTIKAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING .....	iiiv
HALAMAN PENGESAHAN.....	v
KATA PENGANTAR .....	vi
PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR .....	ix
ABSTRAK .....	x
ABSTRACT.....	xi
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR GAMBAR .....	xv
DAFTAR TABEL.....	xvi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xvii
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	3
1.3. Tujuan Penelitian .....	3
1.4. Batasan Masalah .....	4
1.5. Manfaat Penelitian .....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1. Kemiskinan .....	5
2.1.1. Pendidikan .....	6
2.1.2. Sektor Informal .....	9
2.1.3. Pengeluaran Perkapita Untuk Makanan.....	10
2.1.4. Rumah Tangga yang Menggunakan Air Layak .....	11
2.1.5. Rumah Tangga yang Menggunakan Jamban Sendiri/Bersama .....	11
2.1.6. Rumah Tangga Miskin Penerima Rastra atau BPNT .....	12
2.2. Regresi Linier Berganda .....	12
2.3. Analisis Spasial.....	14
2.4. Keragaman Spasial .....	15

2.5. <i>Geographically Weighted Regression (GWR)</i> .....	15
2.6. Pembobot Spasial.....	18
2.7. Pencilan.....	18
2.8. <i>Robust Geographically Weighted Regression</i> .....	19
2.9. Algoritma Simpleks .....	20
2.10. Pemilihan Model Terbaik .....	23
2.10.1. <i>Mean Squares of Error (MSE)</i> .....	23
2.10.2. Koefisien Determinasi ( $R^2$ ) .....	24
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	25
3.1. Sumber Data .....	25
3.2. Identifikasi Variabel .....	25
3.3. Metode Analisis Data .....	26
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....	28
4.1. Estimasi Model <i>Robust Geographically Weighted Regression</i> dengan Metode <i>Least Absolute Deviation</i> .....	28
4.2. Penerapan Estimasi Model <i>Robust Geographically Weighted Regression</i> dengan Metode <i>Least Absolute Deviation</i> pada Data Kemiskinan di Sulawesi Selatan Tahun 2019 .....	31
4.2.1. Profil Provinsi Sulawesi Selatan.....	31
4.2.2. Analisis Deskriptif .....	32
4.2.3. Pemodelan Regresi Linier Berganda dengan Metode <i>Ordinary Least Squares</i> .....	34
4.2.4. Keragaman Spasial .....	36
4.2.5. Pemodelan <i>Geographically Weighted Regression</i> dengan Metode <i>Weighted Least Squares</i> .....	36
4.2.6. Deteksi Pencilan .....	40
4.2.7. Pemodelan <i>Robust Geographically Weighted Regression</i> dengan Metode <i>Least Absolute Deviation</i> .....	41
4.2.8. Pemilihan Model Terbaik .....	47
4.2.9. <i>Mean Squares of Error (MSE)</i> .....	48
4.2.10. Koefisien Determinasi ( $R^2$ ) .....	49
4.2.11. Interpretasi Model <i>Robust Geographically Weighted Regression</i> ...	49

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	59
5.1. Kesimpulan.....	59
5.2. Saran.....	60
DAFTAR PUSTAKA.....	61
LAMPIRAN.....	65

**DAFTAR GAMBAR**

Gambar 4. 1	Peta Provinsi Sulawesi Selatan.....	32
Gambar 4. 2	Perbandingan Model MLR, GWR, dan RGWR.....	48
Gambar 4. 3	Pemetaan Persentase Penduduk Miskin di Sulawesi Selatan.....	55
Gambar 4. 4	Pemetaan Hasil Estimasi Model RGWR Persentase Penduduk Miskin di Sulawesi Selatan .....	57

**DAFTAR TABEL**

Tabel 2. 1	Tabel Simpleks.....	22
Tabel 3. 1	Definisi Operasional Variabel.....	25
Tabel 4. 1	Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan.....	31
Tabel 4. 2	Statistik Deskriptif Setiap Variabel.....	33
Tabel 4. 3	Estimasi Parameter Model GWR.....	39
Tabel 4. 4	Estimasi Parameter Model RGWR.....	46
Tabel 4. 5	Perbandingan Nilai <i>Mean Squares of Error</i> .....	48
Tabel 4. 6	Perbandingan Nilai Koefisien Determinasi.....	49
Tabel 4. 7	Pemetaan Persentase Penduduk Miskin di Sulawesi Selatan.....	56
Tabel 4. 8	Pemetaan Hasil Estimasi Model RGWR Persentase Penduduk Miskin di Sulawesi Selatan.....	58

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.	Data Kemiskinan di kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2019.....	65
Lampiran 2.	Tabel Awal Simpleks untuk Ilustrasi Estimasi Parameter Model RGWR Kabupaten Pinrang dengan Algoritma Simpleks .....	67
Lampiran 3.	Tabel Kedua Simpleks untuk Ilustrasi Estimasi Parameter Model RGWR Kabupaten Pinrang dengan Algoritma Simpleks .....	69
Lampiran 4.	Galat Model Regresi Linier Berganda.....	71
Lampiran 5.	Matriks Jarak <i>Euclidean</i> Antar Kabupaten/Kota.....	72
Lampiran 6.	<i>Adaptive Bandwidth</i> dengan Metode <i>Cross Validation</i> .....	78
Lampiran 7.	Matriks Pembobot Model GWR.....	79
Lampiran 8.	Hasil Estimasi Parameter Model <i>Geographically Weighted Regression</i> .....	85
Lampiran 9.	Galat Model <i>Geographically Weighted Regression</i> .....	88
Lampiran 10.	<i>Adaptive Bandwidth</i> dengan Metode <i>Absolute Cross Validation</i> ..	89
Lampiran 11.	Matriks Pembobot Model RGWR.....	90
Lampiran 12.	Hasil Estimasi Parameter Model <i>Robust Geographically Weighted Regression</i> .....	96
Lampiran 13.	Galat Model <i>Robust Geographically Weighted Regression</i> .....	99
Lampiran 14.	Perbandingan Nilai Estimasi Persentase Penduduk Miskin di Sulawesi Selatan Tahun 2019.....	100

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1. Latar Belakang**

Kemiskinan merupakan salah satu indikator kesejahteraan rakyat. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), kemiskinan merupakan permasalahan yang hampir dialami oleh semua negara di dunia termasuk negara yang sudah maju sekalipun. Menurut Bank Dunia, pada tahun 2015 sepuluh persen dari populasi penduduk dunia, yaitu sebanyak 731 juta jiwa hidup di bawah garis kemiskinan internasional. Hal tersebut mengindikasikan bahwa kemiskinan masih menjadi isu global yang perlu diselesaikan. Berdasarkan data BPS, persentase jumlah penduduk miskin di Indonesia pada Maret 2020 sebesar 9.78 persen, meningkat 0.56 persen dari September 2019 dan meningkat 0.37 persen dari Maret 2019. Lebih khususnya lagi, persentase penduduk miskin di Sulawesi Selatan pada Maret 2020 sebesar 8.72 persen, meningkat sebesar 0.16 persen dari September 2019 dan meningkat sebesar 0.03 persen dari Maret 2019 (BPS, 2020). Peningkatan jumlah penduduk miskin tersebut mengindikasikan bahwa pengambilan kebijakan masih perlu dikaji mengenai faktor-faktor penyebabnya.

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengkaji faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan. Khabibi (2013) mengatakan bahwa upah minimum kabupaten/kota dan pengangguran mempengaruhi kemiskinan. Zuhdiyaty (2017) mengatakan bahwa Indeks Pembangunan Manusia (IPM) mempengaruhi kemiskinan. Ardiansyah (2019) mengatakan bahwa pengangguran, pertumbuhan ekonomi, dan rata-rata lama sekolah mempengaruhi jumlah penduduk miskin. Sedangkan, Suryati dan Syukri (2019) mengatakan bahwa Produk Domestik Regional Bruto per kapita dan Angka Melek Huruf mempengaruhi tingkat kemiskinan. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis faktor-faktor yang menyebabkan kemiskinan adalah regresi linier berganda.

Regresi linier berganda merupakan metode yang memodelkan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor (Dewi, 2016). Metode estimasi yang digunakan untuk menganalisis regresi adalah metode kuadrat terkecil (Montgomery dan Peck, 1992). Dalam menggunakan suatu metode, terdapat asumsi yang harus

dipenuhi agar metode tersebut dapat digunakan. Menurut Gujarati (2007) metode kuadrat terkecil mempunyai asumsi-asumsi tertentu. Salah satu asumsi yang harus dipenuhi ialah kehomogenan ragam. Menurut Erda (2018) kehomogenan ragam sulit didapat karena adanya perbedaan karakteristik pada suatu wilayah yang mengakibatkan terjadinya keragaman spasial. Keragaman spasial merupakan suatu keadaan saat pengukuran hubungan antar variabel berbeda-beda antara satu lokasi pengamatan dengan lokasi pengamatan yang lainnya (Fotheringham, 2002). Sehingga, diperlukan pendekatan analisis yang memperhatikan keadaan geografis yang dalam hal ini disebut analisis spasial.

*Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah salah satu metode analisis spasial yang dapat digunakan untuk melakukan analisis dengan pemberian pembobot berdasarkan jarak masing-masing lokasi pengamatan secara geografis serta asumsi memiliki keragaman spasial. Hasil dari analisis ini adalah model persamaan yang nilai-nilai parameternya berlaku hanya pada masing-masing lokasi pengamatan dan berbeda dengan lokasi pengamatan lainnya.

Terdapat beberapa penelitian yang menggunakan *Geographically Weighted Regression*, di antaranya Bin Xu dan Boqiang Lin (2011) menyelidiki keragaman spasial dari emisi  $CO_2$  dengan menggunakan model *Geographically Weighted Regression*. Sari, dkk (2013) memodelkan *Geographically Weighted Regression* pada penderita diare di Jawa Tengah dengan fungsi pembobot *kernel bisquare*. Dewi (2016) memodelkan faktor-faktor penyebab kecelakaan lalu lintas di Jawa Timur dengan menggunakan *Geographically Weighted Regression*. Fadli (2018) memodelkan *Geographically Weighted Regression* dengan fungsi pembobot *tricube* terhadap Angka Kematian Ibu (AKI) di Kabupaten Kutai Kartanegara pada Tahun 2015. Mahdy (2020) memodelkan jumlah kasus Covid-19 di Jawa Barat menggunakan *Geographically Weighted Regression*.

Seluruh penelitian yang baru saja disebutkan menggunakan metode estimasi parameter kuadrat terkecil terboboti. Menurut Djuraidah (2019) metode tersebut tidak kekar terhadap keberadaan pencilan. Sehingga, apabila terdapat pencilan pada data, maka akan mengakibatkan terciptanya estimasi parameter yang bias dan mengakibatkan kekeliruan dalam menyimpulkan hubungan regresi. Menurut Sari (2016) alternatif yang dapat dilakukan pada analisis regresi untuk mengatasi

adanya pencilan pada data, yaitu menggunakan metode regresi kekar. Oleh karena itu, metode analisis *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) sesuai untuk menganalisis data yang mencakup beberapa lokasi pengamatan dengan asumsi memiliki keragaman spasial serta mengandung pencilan.

Salah satu metode estimasi parameter diperkenalkan oleh Roger Joseph Boscovich pada tahun 1957, yaitu metode Simpangan Mutlak Terkecil (*Least Absolute Deviation / LAD*). Metode ini digunakan dengan meminimumkan jumlah mutlak galat untuk memperoleh hasil estimasi parameter regresi. Wulandari (2019) telah membandingkan metode LAD dan estimasi M, sehingga diperoleh hasil kesimpulan bahwa metode LAD merupakan metode yang paling baik.

Berdasarkan uraian di atas, maka peneliti tertarik untuk memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Sulawesi Selatan Tahun 2019 menggunakan *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan metode *Least Absolute Deviation* (LAD).

## 1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah yang akan dikaji adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana hasil estimasi model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan metode *Least Absolute Deviation* (LAD)?
2. Bagaimana hasil penerapan estimasi model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan metode *Least Absolute Deviation* (LAD) pada data kemiskinan di Sulawesi Selatan Tahun 2019?

## 1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan dari penelitian ini antara lain sebagai berikut.

1. Mendapatkan hasil estimasi model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan metode *Least Absolute Deviation* (LAD).
2. Mendapatkan hasil penerapan estimasi model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan metode *Least Absolute Deviation* (LAD) pada data kemiskinan di Sulawesi Selatan Tahun 2019.

#### **1.4. Batasan Masalah**

Agar penelitian ini sesuai dengan rumusan masalah dan tujuan masalah, maka perlu adanya batasan masalah. Dalam penelitian ini digunakan model *Robust Geographically Weighted Regression* dengan metode *Least Absolute Deviation*. Sehingga, penelitian ini dibatasi pada data yang memiliki keragaman spasial dan mengandung pencilan.

#### **1.5. Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat yang diharapkan dapat diambil dari penelitian ini, yaitu dapat menambah wawasan dan pengetahuan tentang estimasi model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan menggunakan metode *Least Absolute Deviation* (LAD) serta memperoleh informasi terkait hasil penerapan estimasi model *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan metode *Least Absolute Deviation* (LAD) pada data kemiskinan di Sulawesi Selatan Tahun 2019 agar dapat dijadikan sebagai salah satu acuan untuk menetapkan kebijakan dalam rangka menangani kasus kemiskinan di Sulawesi Selatan baik bagi pemerintah ataupun instansi terkait.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Kemiskinan

Secara etimologis, kemiskinan berasal dari kata “miskin” yang artinya tidak berharta benda dan serba kekurangan. Dalam mengukur kemiskinan, Badan Pusat Statistik (BPS) menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar. Dengan pendekatan tersebut, kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran. Adapun persentase jumlah penduduk miskin diperoleh dengan menggunakan metode *Head Count Index* yang dinyatakan sebagai berikut.

$$P_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q \left[ \frac{z - y_i}{z} \right]^0$$

dengan

$P_0$  : persentase penduduk miskin

$z$  : garis kemiskinan

$y_i$  : rata-rata pengeluaran per kapita per bulan yang berada di bawah garis kemiskinan

$q$  : banyaknya penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan

$n$  : jumlah penduduk

Penduduk dikatakan miskin jika memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah garis kemiskinan. Garis Kemiskinan (GK) merupakan penjumlahan dari Garis Kemiskinan Makanan (GKM) dan Garis Kemiskinan Non Makanan (GKNM). Garis Kemiskinan Makanan (GKM) merupakan nilai pengeluaran kebutuhan minimum makanan yang disetarakan dengan 2100 kilokalori perkapita perhari. Garis Kemiskinan Non Makanan (GKNM) adalah kebutuhan minimum untuk perumahan, sandang, pendidikan dan kesehatan. Oleh karena itu, besar kecilnya jumlah penduduk miskin sangat dipengaruhi oleh garis kemiskinan (Badan Pusat Statistik, 2019).

Dari hasil pendataan Survei Ekonomi Nasional (Susenas) Maret 2019 di Provinsi Sulawesi Selatan, maka didapatkan Garis Kemiskinan Provinsi Sulawesi

Selatan sebesar Rp 329.880,- per kapita per bulan. Apabila dilihat dari perkembangannya, Garis Kemiskinan Provinsi Sulawesi Selatan terus mengalami kenaikan setiap tahunnya. Jika dibandingkan dengan tahun 2018, peningkatan garis kemiskinan pada Maret 2019 adalah sebesar 7.61 persen. Kemudian, terjadi peningkatan Garis Kemiskinan pada Maret 2020, yaitu sebesar Rp 350.265 per kapita per bulan. Sedangkan, pada September 2019 hingga Maret 2020, Garis Kemiskinan mengalami peningkatan, yaitu dari Rp 341.555,- per kapita per bulan menjadi Rp 350.264,- per kapita per bulan (Badan Pusat Statistik, 2020). Adapun persentase penduduk miskin di Sulawesi Selatan pada Maret 2020 sebesar 8.72 persen yang meningkat sebesar 0.03 persen dari Maret 2019 dan meningkat sebesar 0.16 persen dari September 2019 (BPS, 2020). Dapat dilihat bahwa garis kemiskinan mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Sulawesi Selatan. Menurut BPS, Garis Kemiskinan (GK) yang terdiri dari Garis Kemiskinan Makanan (GKM) dan Garis Kemiskinan Bukan Makanan (GKBM), peranan komoditi makanan jauh lebih besar dibandingkan peranan komoditi bukan makanan (perumahan, sandang, pendidikan, dan kesehatan). Sehingga, Garis Kemiskinan Makanan (GKM) memiliki peranan yang lebih besar dalam menentukan Garis Kemiskinan (GK).

### **2.1.1. Pendidikan**

Pendidikan dalam arti luas berarti suatu proses untuk mengembangkan semua aspek kepribadian manusia, yang mencakup: pengetahuannya, nilai serta sikapnya, dan keterampilannya (Setyowati, 2019). Pendidikan memiliki peran penting dalam mengurangi kemiskinan baik di negara Indonesia atau negara manapun dalam jangka panjang. Baik secara tidak langsung melalui perbaikan produktivitas dan efisiensi secara umum, maupun secara langsung melalui pelatihan golongan miskin dengan keterampilan yang dibutuhkan untuk meningkatkan produktivitas mereka dan pada waktunya akan meningkatkan pendapatan mereka (Arsyad, 2010).

Menurut Aziizu (2015) pendidikan adalah sebuah usaha untuk meningkatkan ilmu pengetahuan yang didapat baik dari lembaga formal maupun informal untuk memperoleh manusia yang berkualitas. Agar kualitas yang diharapkan dapat tercapai, diperlukan penentuan tujuan pendidikan yang tepat.

Adapun tujuan pendidikan nasional termaktub dalam Pembukaan Undang-Undang Dasar Tahun 1945, yaitu mencerdaskan kehidupan bangsa.

Dalam upaya mewujudkan tujuan pendidikan nasional, maka kegiatan pendidikan dilaksanakan melalui tiga jalur, yaitu jalur formal, non formal, dan informal. Jalur Pendidikan formal terdiri atas pendidikan dasar, pendidikan menengah, dan pendidikan tinggi. Pendidikan dasar merupakan jenjang pendidikan yang melandasi jenjang pendidikan menengah. Pendidikan dasar berbentuk sekolah dasar (SD) dan madrasah ibtidaiyah (MI) atau bentuk lain yang sederajat serta sekolah menengah pertama (SMP) dan madrasah tsanawiyah (MTs), atau bentuk lain yang sederajat (UU No. 20 Tahun 2003 Pasal 17). Oleh karena itu, Pendidikan di Sekolah Dasar (SD) merupakan salah satu hal yang penting dan menjadi dasar dalam mewujudkan tujuan pendidikan nasional. Persentase penduduk miskin usia 15 tahun ke atas yang belum tamat SD dinyatakan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} & \text{Persentase penduduk miskin usia 15 tahun ke atas belum tamat SD} \\ & = \frac{\text{Jumlah penduduk miskin usia 15 tahun ke atas belum tamat SD}}{\text{Jumlah penduduk miskin usia 15 tahun ke atas}} \times 100 \end{aligned}$$

Adapun menurut Dores (2014) Angka Melek Huruf (AMH) juga dapat menjadi indikator untuk melihat perkembangan pendidikan penduduk. Angka Melek Huruf (AMH) merupakan proporsi penduduk berusia 15 tahun ke atas yang memiliki kemampuan membaca dan menulis kalimat sederhana dalam huruf latin, huruf arab, dan huruf lainnya (seperti huruf jawa, kanji, dll.) terhadap penduduk usia 15 tahun ke atas. Semakin tinggi angka melek huruf atau kecakapan baca tulis, maka semakin tinggi pula mutu dan kualitas SDM. Penduduk yang bisa membaca menulis diasumsikan memiliki kemampuan dan keterampilan karena dapat menyerap informasi baik itu lisan maupun tulisan. Angka Melek Huruf (AMH) dapat digunakan untuk melihat pencapaian indikator dasar yang telah dicapai oleh suatu daerah, karena membaca merupakan dasar utama dalam memperluas ilmu pengetahuan. AMH merupakan indikator penting untuk melihat sejauh mana penduduk suatu daerah terbuka terhadap pengetahuan (Badan Pusat Statistik, 2020).

$$AMH_{15+}^t = \frac{MH_{15+}^t}{P_{15+}^t} \times 100$$

dengan

$AMH_{15+}^t$  : Angka Melek Huruf penduduk usia 15 tahun ke atas

$MH_{15+}^t$  : penduduk usia 15 tahun ke atas yang mempunyai kemampuan membaca dan menulis huruf latin dan huruf lainnya.

$P_{15+}^t$  : penduduk usia 15 tahun ke atas

Menurut Putra dan Arka (2018) faktor lain yang dapat mempengaruhi kemiskinan di antaranya pengangguran. Pengangguran adalah seseorang yang tergolong angkatan kerja dan ingin mendapat pekerjaan tetapi belum dapat memperolehnya. Masalah pengangguran yang menyebabkan tingkat pendapatan nasional dan tingkat kemakmuran masyarakat tidak mencapai potensi maksimal merupakan masalah pokok makro ekonomi yang paling utama (Todaro dalam Setyowati, 2019). Jundi (2014) mengatakan bahwa pengangguran terbuka terjadi karena tingkat pertumbuhan lapangan kerja yang relatif lambat dan tingkat pertumbuhan angkatan kerja yang cepat. Tingginya tingkat pengangguran merupakan salah satu cerminan kurang berhasilnya pembangunan dalam suatu negara karena terjadi ketidakseimbangan antara jumlah angkatan kerja dengan jumlah lapangan kerja yang tersedia. Selain itu, Nugroho (2015) mengatakan bahwa efek buruk dari pengangguran adalah mengurangi pendapatan masyarakat yang pada akhirnya mengurangi tingkat kemakmuran yang telah dicapai seseorang. Semakin turunnya kesejahteraan masyarakat karena menganggur tentunya akan meningkatkan peluang mereka terjebak dalam kemiskinan karena tidak memiliki pendapatan. Adapun alat ukur yang digunakan untuk melihat angka pengangguran, yaitu Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT). Menurut Badan Pusat Statistik, TPT (Tingkat Pengangguran Terbuka) adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. Penduduk yang dikatakan pengangguran ialah penduduk berusia 15 tahun ke atas yang: 1) Tak punya pekerjaan dan mencari pekerjaan; 2) Tak punya pekerjaan dan mempersiapkan usaha; 3) Tak punya pekerjaan dan tidak mencari pekerjaan, karena merasa tidak mungkin mendapatkan pekerjaan; 4) Sudah punya pekerjaan, tetapi belum mulai bekerja. Adapun angkatan kerja adalah penduduk usia kerja (15 tahun ke atas) yang bekerja, punya pekerjaan namun sementara tidak bekerja, dan pengangguran.

$$TPT = \frac{PP}{PAK} \times 100$$

dengan

*TPT* : Tingkat Pengangguran Terbuka

*PP* : jumlah pengangguran

*PAK* : jumlah angkatan kerja

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indikator strategis yang banyak digunakan untuk melihat upaya dan kinerja program pembangunan secara menyeluruh di suatu wilayah. Dalam hal ini IPM dianggap sebagai gambaran dari hasil program pembangunan yang telah dilakukan beberapa tahun sebelumnya. Demikian pula kemajuan program pembangunan dalam suatu periode dapat diukur dan ditunjukkan oleh besaran IPM pada awal dan akhir periode tersebut (Safuridar dan Putri, 2019). Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan ukuran capaian pembangunan manusia berbasis sejumlah komponen dasar kualitas hidup. Selanjutnya, menurut Badan Pusat Statistik (BPS) Indeks Pembangunan Manusia (IPM) adalah pengukuran perbandingan dari angka harapan hidup, melek huruf, pendidikan dan standar hidup untuk semua negara seluruh dunia. IPM digunakan untuk mengklasifikasikan apakah sebuah negara adalah negara maju, negara berkembang atau negara terbelakang dan juga untuk mengukur pengaruh dari kebijaksanaan ekonomi terhadap kualitas hidup (Feriyanto dalam Safuridar dan Putri, 2019).

$$IPM = \sqrt[3]{I_{kesehatan} \times I_{pendidikan} \times I_{pengeluaran}} \times 100$$

dengan

*IPM* : Indeks Pembangunan Manusia

*I<sub>kesehatan</sub>* : indeks untuk dimensi kesehatan

*I<sub>pendidikan</sub>* : indeks untuk dimensi pendidikan

*I<sub>pengeluaran</sub>* : indeks untuk dimensi pengeluaran

### 2.1.2. Sektor Informal

BPS mendefinisikan bahwa bekerja adalah kegiatan penduduk miskin dengan maksud memperoleh atau membantu memperoleh penghasilan atau

keuntungan yang dilakukan paling sedikit selama satu jam berturut-turut dalam seminggu terakhir.

BPS membagi jenis pekerja yang terdiri atas pekerja formal dan informal yang dapat dibedakan berdasarkan status pekerjaan utamanya yang sudah ditetapkan oleh BPS. Adapun penduduk dikatakan sebagai pekerja di sektor informal apabila status pekerjaan utamanya termasuk di antaranya berusaha sendiri, berusaha dibantu buruh tidak tetap/buruh tidak dibayar, pekerja bebas, atau pekerja keluarga/tidak dibayar. Persentase penduduk miskin usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor informal dinyatakan sebagai berikut.

$$\text{Persentase penduduk miskin usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor informal} = \frac{\text{Jml pddk miskin usia 15 thn ke atas bekerja di sektor informal}}{\text{Jumlah penduduk miskin usia 15 tahun ke atas}} \times 100$$

Chen, dkk (2002) mengatakan bahwa perekonomian pada sektor informal memiliki kontribusi terhadap kemiskinan. Penghasilan rata-rata pekerja di sektor ekonomi informal menunjukkan upah yang rendah. Data tersebut mengindikasikan bahwa pekerja pada sektor formal relatif lebih jauh dari kemiskinan dibanding pekerja pada sektor informal.

### 2.1.3. Pengeluaran Perkapita Untuk Makanan

BPS mendefinisikan bahwa pengeluaran per kapita adalah pengeluaran rumah tangga dibagi dengan banyaknya anggota rumah tangga. Persentase pengeluaran per kapita untuk makanan adalah pengeluaran per kapita untuk makanan dibagi dengan total pengeluaran per kapita (makanan + non makanan). Selain itu, BPS memberikan konsep bahwa pengeluaran untuk konsumsi makanan dihitung selama seminggu terakhir, selanjutnya dikonversikan ke dalam pengeluaran rata-rata sebulan. Angka konsumsi/pengeluaran rata-rata per kapita yang disajikan diperoleh dari hasil bagi jumlah konsumsi seluruh rumah tangga terhadap jumlah penduduk (baik mengonsumsi maupun tidak).

$$\text{persentase pengeluaran per kapita untuk makanan} = \frac{\text{pengeluaran per kapita untuk makanan}}{\text{pengeluaran per kapita}}$$

#### 2.1.4. Rumah Tangga yang Menggunakan Air Layak

BPS mendefinisikan bahwa rumah tangga pengguna air layak adalah rumah tangga miskin yang menggunakan sumber utama air minum dari: 1) Air terlindung, yaitu leding meteran, leding eceran, dan sumur bor/pompa, sumur terlindung, mata air terlindung yang jarak penampungan kotoran/limbah > 10 meter; 2) Air telindung tapi jarak ke penampungan kotoran/limbah < 10 meter, air tidak *sustain* (air hujan), dan air tidak terlindung namun sumber mandi, cuci, dan lain-lain berasal dari air terlindung.

Menurut penelitian Putra dan Rianto (2017), akses terhadap air bersih menunjukkan hubungan yang signifikan terhadap pendapatan dan kemiskinan di Indonesia. Hasil estimasi yang diperoleh menunjukkan bahwa Rukun Tetangga (RT) yang tidak memiliki akses terhadap fasilitas air bersih memiliki tingkat pendapatan yang lebih rendah sebesar 17,17 persen dibandingkan RT yang memiliki akses air bersih. Selain itu, rumah tangga yang tidak memiliki akses air bersih memiliki kecenderungan lebih besar menjadi rumah tangga miskin 1,29 persen. Ketersediaan air bersih juga akan mempengaruhi tingkat kemiskinan relatif di Indonesia. Rumah tangga yang tidak mampu mengakses air bersih dapat digolongkan rumah tangga miskin karena air merupakan salah satu kebutuhan dasar yang menjadi standar pembangunan berkelanjutan. Persentase rumah tangga miskin yang menggunakan air layak dinyatakan sebagai berikut.

*Persentase rumah tangga miskin yang menggunakan air layak*

$$= \frac{\text{Jml rumah tangga miskin yg menggunakan air layak}}{\text{Jumlah rumah tangga miskin}} \times 100$$

#### 2.1.5. Rumah Tangga yang Menggunakan Jamban Sendiri/Bersama

BPS mendefinisikan bahwa rumah tangga pengguna jamban sendiri/bersama adalah rumah tangga yang menggunakan fasilitas tempat pembuangan air besar yang digunakan oleh rumah tangga sendiri atau bersama dengan rumah tangga tertentu. Persentase rumah tangga miskin yang menggunakan jamban sendiri/bersama dinyatakan sebagai berikut.

$$\text{Persentase rumah tangga miskin yang menggunakan jamban sendiri/bersama} \\ = \frac{\text{Jml rumah tangga miskin yg menggunakan jamban sendiri/bersama}}{\text{Jumlah rumah tangga miskin}} \times 100$$

### 2.1.6. Rumah Tangga Miskin Penerima Rastra atau BPNT

BPS mendefinisikan bahwa rumah tangga miskin penerima program subsidi beras bagi masyarakat berpendapatan rendah (Program Raskin/Rastra) adalah rumah tangga miskin yang menerima program nasional beras miskin (Raskin)/beras sejahtera (Rastra). Program Raskin/Rastra adalah program bantuan dari pemerintah untuk keluarga berpendapatan rendah yang bertujuan untuk mengurangi beban pengeluaran para Keluarga Sasaran Penerima Manfaat (KPM) dalam memenuhi kebutuhan pangan khususnya beras. Persentase rumah tangga miskin yang menerima bantuan beras sejahtera/BPNT dinyatakan sebagai berikut.

$$\text{Persentase rumah tangga miskin penerima rastra/BPNT} \\ = \frac{\text{Jml rumah tangga miskin penerima rastra/BPNT}}{\text{Jumlah rumah tangga miskin}} \times 100$$

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengkaji faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan. Khabibi (2013) mengatakan bahwa upah minimum kabupaten/kota dan pengangguran mempengaruhi kemiskinan. Zuhdiyaty (2017) mengatakan bahwa Indeks Pembangunan Manusia (IPM) mempengaruhi kemiskinan. Ardiansyah (2019) mengatakan bahwa pengangguran, pertumbuhan ekonomi, dan rata-rata lama sekolah mempengaruhi jumlah penduduk miskin. Sedangkan, Suryati dan Syukri (2019) mengatakan bahwa Produk Domestik Regional Bruto per kapita dan Angka Melek Huruf mempengaruhi tingkat kemiskinan. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis faktor-faktor yang menyebabkan kemiskinan adalah regresi linier berganda.

## 2.2. Regresi Linier Berganda

Regresi linier berganda merupakan metode yang memodelkan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor (Dewi, 2016). Model regresi linier untuk  $p$  variabel prediktor secara umum ditulis sebagai berikut (Fotheringham, 2002).

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.1)$$

$$i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p$$

dengan

$y_i$  : variabel respon pengamatan ke- $i$

$x_{ki}$  : variabel prediktor pengamatan ke- $i$

$\beta_0$  : intersep dari model

$\beta_k$  : koefisien regresi

$\varepsilon_i$  : galat pengamatan ke- $i$

Dari persamaan (2.1) di atas jika diuraikan menjadi persamaan-persamaan berikut.

$$y_1 = \beta_0 + \beta_1 x_{11} + \beta_2 x_{12} + \dots + \beta_k x_{1p} + \varepsilon_1$$

$$y_2 = \beta_0 + \beta_1 x_{21} + \beta_2 x_{22} + \dots + \beta_k x_{2p} + \varepsilon_2$$

$$\vdots$$

$$y_n = \beta_0 + \beta_1 x_{n1} + \beta_2 x_{n2} + \dots + \beta_k x_{np} + \varepsilon_n$$

Dari persamaan-persamaan di atas didapatkan bentuk matriks seperti berikut:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

yang dapat ditulis menjadi:

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

Metode estimasi yang digunakan untuk menganalisis regresi adalah metode kuadrat terkecil (*Ordinary Least Square/OLS*) (Montgomery dan Peck, 1992), yaitu dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat galat berdasarkan persamaan (2.2).

$$\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$$

$$= \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - 2\mathbf{Y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$$

Sehingga, diperoleh bentuk estimasi parameter sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2.3)$$

Berdasarkan persamaan (2.3), maka  $\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$ .

Dalam menggunakan suatu metode, terdapat asumsi yang harus dipenuhi agar metode tersebut dapat digunakan. Menurut Gujarati (2007) metode kuadrat terkecil mempunyai asumsi-asumsi tertentu. Salah satu asumsi yang harus dipenuhi ialah kehomogenan ragam. Menurut Erda (2018) kehomogenan ragam sulit didapat karena adanya perbedaan karakteristik pada suatu wilayah yang mengakibatkan terjadi keragaman spasial. Keragaman spasial merupakan suatu keadaan saat pengukuran hubungan antar variabel berbeda-beda antara satu lokasi pengamatan dengan lokasi pengamatan yang lainnya (Fotheringham, 2002). Sehingga, diperlukan pendekatan analisis yang memperhatikan keadaan geografis yang dalam hal ini disebut analisis spasial.

### 2.3. Analisis Spasial

Analisis spasial adalah analisis yang digunakan untuk mendapatkan informasi pengamatan yang dipengaruhi efek ruang atau lokasi (Nurhuda, 2018). Data spasial adalah data yang berkaitan dengan lokasi, berdasarkan geografi yang terdiri dari lintang-bujur dan wilayah. Analisis data spasial tidak dapat dilakukan secara global, artinya setiap lokasi mempunyai karakteristik sendiri. Sebagian besar pendekatan analisisnya merupakan eksplorasi data yang disajikan dalam bentuk peta tematik (Pfeiffer, 2008). Pada model regresi spasial terdapat dua efek spasial yaitu, ketergantungan spasial (*spatial dependence*) dan keragaman spasial (*spatial heterogeneity*) (Anselin, 1988).

Adanya ketergantungan spasial menunjukkan bahwa pengamatan pada lokasi yang satu dipengaruhi oleh pengamatan di lokasi yang lain. Untuk mengetahui hal tersebut, perlu dilakukan identifikasi kebenaran efek spasial pada data yang digunakan. Salah satu pengujian yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi adanya ketergantungan spasial, yaitu dengan pengujian *Moran's I*. Pengujian *Moran's I* merupakan pengujian yang dilakukan untuk melihat apakah pengamatan di suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang letaknya saling berdekatan.

Sedangkan, keragaman spasial merujuk pada adanya keberagaman dalam hubungan secara kewilayahan (Dewi, 2016).

## 2.4. Keragaman Spasial

Keragaman spasial disebabkan karena adanya perbedaan karakteristik antar titik lokasi pengamatan. Pendeteksian adanya keragaman spasial pada data dapat dilakukan dengan Uji *Breusch-Pagan* (BP) dengan prosedur pengujian hipotesis sebagai berikut (Anselin, 1988).

i. Hipotesis pengujian

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2 \text{ (Tidak terdapat keragaman spasial)}$$

$$H_1 : \text{ada } \sigma_i^2 \neq \sigma^2 \text{ (Terdapat keragaman spasial)}$$

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

ii. Statistik uji

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \sim \chi^2_{(\alpha, k)} \quad (2.4)$$

dengan elemen vektor  $\mathbf{f}$ ,  $f_i = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1\right)$

dan

$e_i$  : galat kuadrat terkecil untuk pengamatan ke- $i$

$\sigma^2$  : ragam galat  $e_i$

$\mathbf{Z}$  : matriks berukuran  $n \times (p + 1)$  berisi vektor dari yang telah terstandarisasi ( $\mathbf{z}$ ) untuk setiap lokasi dan  $k$  merupakan banyaknya variabel prediktor.

iii. Kriteria Keputusan

Tolak  $H_0$  dan terima  $H_1$  jika  $BP > \chi^2_{(\alpha, k)}$  sehingga dapat disimpulkan terdapat keragaman spasial.

## 2.5. *Geographically Weighted Regression* (GWR)

Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengestimasi data yang memiliki keragaman spasial dengan estimasi menggunakan metode kuadrat terkecil terboboti (Fotheringham, 2002). GWR menggunakan pembobot berdasarkan jarak satu lokasi pengamatan dengan lokasi pengamatan lainnya. Model GWR dapat ditulis sebagai berikut (Huang, 2010):

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.5)$$

$$i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p$$

dengan

$y_i$  : variabel respon lokasi ke- $i$

$x_{ik}$  : variabel prediktor  $k$  pada lokasi ke- $i$

$\beta_0(u_i, v_i)$  : intersep model pada lokasi ke- $i$

$\beta_k(u_i, v_i)$  : koefisien regresi untuk setiap lokasi ke- $i$

$(u_i, v_i)$  : koordinat (lintang, bujur) pada lokasi ke- $i$

$\varepsilon_i$  : galat pada lokasi ke- $i$  yang diasumsikan identik, bebas, dan berdistribusi normal dengan *mean* nol dan variansi konstan.

Dari persamaan (2.5) di atas jika diuraikan menjadi persamaan-persamaan berikut.

$$y_1 = \beta_0(u_1, v_1) + \beta_1(u_1, v_1)x_{11} + \beta_2(u_1, v_1)x_{12} + \dots + \beta_k(u_1, v_1)x_{1p} + \varepsilon_1$$

$$y_2 = \beta_0(u_2, v_2) + \beta_1(u_2, v_2)x_{21} + \beta_2(u_2, v_2)x_{22} + \dots + \beta_k(u_2, v_2)x_{2p} + \varepsilon_2$$

⋮

$$y_n = \beta_0(u_n, v_n) + \beta_1(u_n, v_n)x_{n1} + \beta_2(u_n, v_n)x_{n2} + \dots + \beta_k(u_n, v_n)x_{np} + \varepsilon_n$$

Dari persamaan-persamaan di atas didapatkan bentuk matriks seperti berikut.

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \odot \begin{bmatrix} \beta_0(u_1, v_1) & \beta_1(u_1, v_1) & \dots & \beta_p(u_1, v_1) \\ \beta_0(u_2, v_2) & \beta_1(u_2, v_2) & \dots & \beta_p(u_2, v_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_n, v_n) & \beta_1(u_n, v_n) & \dots & \beta_p(u_n, v_n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

yang dapat ditulis menjadi:

$$\underset{(n \times 1)}{\mathbf{Y}} = \left( \underset{(n \times (p+1))}{\mathbf{X}} \odot \underset{(n \times (p+1))}{\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)} \right) \underset{((p+1) \times 1)}{\mathbf{1}} + \underset{(n \times 1)}{\boldsymbol{\varepsilon}}$$

dengan  $\odot$  merupakan operator perkalian elemen-elemen yang bersesuaian dari dua matriks yang ukurannya sama (Düzgün dan Kemeç, 2008).

Metode estimasi parameter pada model GWR adalah dengan metode kuadrat terkecil terboboti (*Weighted Least Square/WLS*), yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi pengamatan data tersebut dikumpulkan. Misalkan, pembobot untuk setiap lokasi pengamatan ke- $i$  adalah  $W_i(u_i, v_i)$  dengan  $i = 1, 2, \dots, n$ , maka parameter lokasi  $(u_i, v_i)$  diduga dengan menambahkan unsur pembobot dan kemudian meminimumkan jumlah kuadrat galat berikut ini.

$$\begin{aligned} & \sum_i^n W_i(u_i, v_i) \varepsilon_i^2 \\ &= \sum_i^n W_i(u_i, v_i) (y_i - \beta_0(u_i, v_i) - \beta_1(u_i, v_i)x_{i1} - \beta_2(u_i, v_i)x_{i2} - \dots \\ & \quad - \beta_p(u_i, v_i)x_{ip})^2 \end{aligned} \quad (2.6)$$

dengan  $\mathbf{W}(u_i, v_i) = \text{diag}[w_1(u_i, v_i), w_2(u_i, v_i), \dots, w_n(u_i, v_i)]$ .

Penyelesaian persamaan (2.6) dalam bentuk matriks dinyatakan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= \mathbf{Y}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \\ & \quad + \boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \end{aligned}$$

Sehingga, diperoleh bentuk estimasi parameter dari model GWR pada lokasi ke- $i$  adalah sebagai berikut (Düzgün dan Kemeç, 2008).

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) &= (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \\ \hat{\boldsymbol{\beta}}_i &= (\mathbf{X}^T \mathbf{W}_i \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}_i \mathbf{Y} \end{aligned} \quad (2.7)$$

Berdasarkan persamaan (2.7) nilai estimasi  $y$  untuk lokasi ke- $i$  dapat diperoleh dengan

$$\hat{y}_i = \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}_i \quad (2.8)$$

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

Selanjutnya, berdasarkan persamaan (2.8) galat  $\varepsilon_i$  dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$\varepsilon_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}_i \quad (2.9)$$

dengan  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1^T; \mathbf{x}_2^T; \dots; \mathbf{x}_n^T]^T$  (Wheeler, 2014).

## 2.6. Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial ( $W$ ) dapat diperoleh berdasarkan informasi jarak dari ketetanggaan (*neighborhood*) atau jarak antara satu lokasi pengamatan dengan lokasi pengamatan yang lain. Elemen matriks pembobot GWR, yaitu  $W_{ij}$  ditentukan berdasarkan kedekatan titik regresi  $i$  dengan titik pengamatan  $j$ . Titik pengamatan yang lebih dekat ke titik regresi diberi bobot lebih besar daripada titik pengamatan yang lebih jauh. Berdasarkan Fotheringham (2002) salah satu fungsi Kernel yang dapat dijadikan sebagai pembobot spasial dalam analisis spasial, yaitu fungsi *Adaptive Kernel Bi-square* seperti yang dituliskan pada persamaan berikut:

$$W_{ij}(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2 & ; d_{ij} \leq h_i \\ 0 & ; d_{ij} > h_i \end{cases} \quad (2.10)$$

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (2.11)$$

dengan  $i, j = 1, 2, \dots, n$  dan  $d_{ij}$  merupakan jarak *euclidean* antar lokasi pengamatan dan  $h_i$  adalah radius dari titik pusat lokasi ke- $i$  atau disebut juga *adaptive bandwidth*.

Salah satu metode yang digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum adalah metode validasi silang (*cross validation / CV*) dan secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut (Fotheringham, 2002).

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

dengan  $\hat{y}_{\neq i}(h)$  adalah nilai estimasi  $y_i$  pada pengamatan di lokasi  $(u_i, v_i)$  dihilangkan dari proses estimasi. Untuk mendapatkan nilai  $h$  yang optimal, maka diperoleh dari  $h$  yang menghasilkan nilai CV yang minimum.

## 2.7. Pencilan

Pencilan adalah keganjilan yang menunjukkan sebuah data yang tidak mencirikan hal yang sama dengan data lainnya (Draper dan Smith, 1998). Fotheringham (2002) menyebutkan bahwa pengaruh pencilan merupakan masalah utama dalam regresi biasa dan masalah untuk GWR. Jika pencilan dimasukkan ke dalam estimasi model, maka akan memberikan hasil yang kurang akurat. Sehingga, beberapa cara untuk mengidentifikasi pencilan akan menjadi alat yang berguna dalam GWR. Johnson dalam Lainun, dkk. (2018) mendefinisikan pencilan sebagai

pengamatan dalam kumpulan data yang tampaknya tidak konsisten dengan data lainnya.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi keberadaan pencilan, yaitu dengan metode *Boxplot* menggunakan nilai kuartil dan jangkauan untuk mendeteksi adanya pencilan. Kuartil 1, 2, dan 3 akan membagi data yang telah diurutkan sebelumnya menjadi empat bagian. Rentang Antar Kuartil (RAK) didefinisikan sebagai selisih kuartil 1 terhadap kuartil 3, atau  $RAK = K_3 - K_1$ . Data dikatakan pencilan saat nilainya kurang dari  $1,5 \times RAK$  terhadap  $K_1$  dan nilai yang lebih dari  $1,5 \times RAK$  terhadap  $K_3$ .

## 2.8. *Robust Geographically Weighted Regression*

Saat terdapat pencilan pada lokasi pengamatan, diperlukan sebuah metode estimasi yang lebih kekar (*robust*). Kekar dapat diartikan sebagai ketegaran terhadap perubahan-perubahan kecil dari asumsi. Salah satu metode yang dapat diterapkan pada model GWR adalah dengan metode *Least Absolute Deviation*. LAD dikembangkan pertama kali oleh Roger Joseph Boscovich pada tahun 1957. Menurut Wang dan Scott (1994) metode LAD adalah metode yang paling sederhana. Metode ini digunakan dengan meminimumkan jumlah mutlak galat untuk memperoleh estimasi parameter regresi. Model *Geographically Weighted Regression* yang dihasilkan menggunakan metode *Least Absolute Deviation* kemudian disebut sebagai model *Robust Geographically Weighted Regression*.

Model yang digunakan pada RGWR sama dengan model yang digunakan pada model GWR. Begitu pula pada fungsi matriks pembobot yang digunakan, yang membedakan adalah pada kriteria yang digunakan pada pemilihan *bandwidth* yang optimum (Zhang dan Mei, 2011). Kriteria pemilihan *bandwidth* optimum pada RGWR dapat dilakukan dengan prosedur kriteria *Absolute Cross Validation* (ACV). Menurut Wang dan Scott (1994), nilai ACV tidak terpengaruh oleh keberadaan pencilan dan akibatnya skor ACV lebih kekar daripada nilai CV. Kriteria ACV menggunakan nilai mutlak dari selisih variabel respon dan nilai estimasi  $\hat{y}_{\neq i}(h)$  yang dirumuskan sebagai berikut.

$$ACV(h) = \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)|$$

Nilai optimum dari *bandwidth* ( $h$ ) dapat dipilih dengan cara yang sama dengan kriteria pada CV, yaitu dengan memilih nilai  $h$  yang menghasilkan ACV terkecil.

Estimasi parameter model RGWR dapat dilakukan dengan meminimumkan jumlah mutlak galat yang dinyatakan sebagai berikut (Zhang dan Mei, 2011).

$$\min \sum_{i=1}^n |\varepsilon_i| W_i \quad (2.12)$$

dengan  $i = 1, 2, \dots, n$ . Solusi untuk menghasilkan parameter tidak dapat dilakukan dengan proses diferensiasi seperti pada metode WLS. Menurut Wagner (1959) penyelesaian solusi dari regresi dengan LAD dapat diselesaikan dengan menggunakan metode simpleks.

## 2.9. Algoritma Simpleks

Algoritma simpleks adalah algoritma yang dikembangkan oleh Barrodale dan Robert pada tahun 1974. Algoritma simpleks memberikan solusi permasalahan optimasi linier yang melibatkan beberapa variabel keputusan dengan bantuan komputasi (Davino dalam Puteri, 2019). Optimasi linier adalah suatu cara/teknik aplikasi matematika untuk menyelesaikan persoalan pengalokasian sumber-sumber terbatas di antara beberapa aktivitas yang bertujuan untuk memaksimalkan keuntungan atau meminimumkan biaya yang dibatasi oleh batasan-batasan tertentu, atau dikenal juga dengan teknik optimalisasi. Adapun istilah-istilah yang terdapat dalam algoritma simpleks, yaitu (Rafflesia dan Widodo, 2014):

1. Fungsi tujuan merupakan fungsi yang menggambarkan tujuan atau sasaran dalam permasalahan program linier yang berkaitan dengan pemanfaatan sumber daya secara optimal untuk memperoleh keuntungan maksimum atau untuk penggunaan biaya minimum.
2. Fungsi kendala/pembatas merupakan bentuk rumusan terhadap kendala yang dihadapi dalam mencapai tujuan.
3. Iterasi adalah tahapan perhitungan dengan nilai dalam perhitungan itu tergantung dari nilai tabel sebelumnya.

4. Variabel non basis adalah variabel yang nilainya diatur menjadi nol pada sembarang iterasi. Dalam terminologi umum, jumlah variabel non basis selalu sama dengan derajat bebas dalam sistem persamaan.
5. Variabel basis pada solusi awal, variabel basis merupakan variabel *slack* (jika fungsi kendala merupakan pertidaksamaan  $\leq$ ) atau variabel *artificial* (jika fungsi kendala menggunakan pertidaksamaan  $\geq$  atau  $=$ ). Secara umum, jumlah variabel basis selalu sama dengan jumlah fungsi kendala.
6. Variabel *slack* adalah variabel yang ditambahkan ke fungsi kendala untuk mengkonversikan pertidaksamaan  $\leq$  menjadi persamaan ( $=$ ). Pada solusi awal, variabel *slack* akan berfungsi sebagai variabel basis.
7. Variabel *surplus* adalah variabel yang dikurangkan dari model matematik kendala untuk mengkonversikan pertidaksamaan  $\geq$  menjadi persamaan ( $=$ ). Pada solusi awal, variabel *surplus* tidak dapat berfungsi sebagai variabel basis. Dalam kasus regresi menggunakan metode LAD, variabel *surplus* adalah deviasi bawah.
8. Variabel *artificial* adalah variabel yang ditambahkan ke model matematik kendala dengan bentuk  $\geq$  atau  $=$  untuk difungsikan sebagai variabel basis awal. Dalam kasus regresi menggunakan metode LAD variabel *artificial* adalah deviasi atas.
9. Kolom pivot (kolom kerja) adalah kolom yang memuat variabel masuk. Koefisien pada kolom ini akan menjadi pembagi nilai kanan untuk menentukan baris pivot (baris kerja).
10. Baris pivot (baris kerja) adalah salah satu baris dari antara variabel basis yang memuat variabel keluar.
11. Elemen pivot (elemen kerja) adalah elemen yang terletak pada perpotongan kolom dan baris pivot. Elemen pivot akan menjadi dasar perhitungan untuk tabel simpleks berikutnya.
12. Variabel masuk adalah variabel yang terpilih untuk menjadi variabel basis pada iterasi berikutnya. Variabel masuk dipilih satu dari antara variabel non basis pada setiap iterasi.

13. Variabel keluar adalah variabel yang keluar dari variabel basis pada iterasi berikutnya dan digantikan oleh variabel masuk. Variabel keluar dipilih satu dari antara variabel basis pada setiap iterasi.
14. Solusi atau nilai kanan merupakan nilai sumber daya pembatas yang masih tersedia. Pada solusi awal, nilai kanan atau solusi sama dengan jumlah sumber daya pembatas awal yang ada, karena aktivitas belum dilaksanakan.

Algoritma simpleks memerlukan sebuah tabel simpleks atau yang biasa dikenal dengan tabulasi simpleks seperti Tabel 2.1.

**Tabel 2. 1** Tabel Simpleks

$c_j$			0	0	...	0	$d_{11}^+$	...	$d_{1n}^+$	$d_{11}^-$	...	$d_{1n}^-$
$c_b$	$v_b$	$w_b$					$x_1$		$x_n$			
$d_{11}^+$	$x_1$	$b_1$	$a_{ij}$									
$d_{11}^+$	$x_2$	$b_2$										
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$										
$d_{11}^+$	$x_n$	$b_n$										
$z_j$												
$c_j - z_j$												

Sumber: Khairunisa dalam Puteri, 2019.

dengan  $d_i^+$  merupakan pembobot deviasi atas dan  $d_i^-$  deviasi bawah. Pengisian Tabel 2.1 diuraikan sebagai berikut.

1. Baris  $c_j$  diisi dengan koefisien variabel yang menjadi non basis.
2. Baris  $c_b$  diisi dengan koefisien variabel yang menjadi basis.
3. Baris  $v_b$  diisi dengan variabel yang menjadi basis (variabel yang menyusun matriks identitas). Dalam hal ini diisi dengan variabel *artificial*, yaitu deviasi atas.
4. Baris  $w_b$  diisi dengan nilai ruas kanan dari kendala.
5. Baris  $z_j$  diisi dengan rumus  $z_j = \sum_{j=1}^n d_i a_{ij}$ .

Adapun proses algoritma simpleks sebagai berikut.

1. Mengubah terlebih dahulu masalah optimasi linier ke bentuk standar, yang dalam hal ini fungsi tujuan dan kendala-kendala diubah ke dalam bentuk persamaan. Seperti yang sudah dijelaskan di atas, dengan menambahkan variable *slack*, variable *surplus*, dan variable *artificial* terhadap kendala yang berbentuk pertidaksamaan.

2. Menentukan kolom pivot (variabel masuk), yaitu untuk masalah maksimum memilih  $c_j - z_j$  yang terbesar, sedangkan untuk masalah minimum memilih  $c_j - z_j$  yang terkecil.
3. Menentukan baris pivot (variabel keluar), yaitu dari nilai rasio antara nilai ruas kiri ( $b_i$ ) dengan koefisien kolom pivot ( $a_{ij}$ ), pilih yang terkecil (untuk masalah minimum atau maksimum). Rasio  $= \frac{b_i}{a_{ij}}$ , dengan a rasio  $> 0$ .
4. Menentukan pivot dari perpotongan antara kolom pivot dan baris pivot yang dinamakan elemen pivot atau elemen penentu iterasi algoritma simpleks dan akan diubah nilainya menjadi 1.
5. Melakukan operasi baris dasar (OBD) berdasarkan pivot untuk baris lainnya, termasuk baris  $c_j - z_j$  dengan nilai elemen-elemen yang termasuk di dalam kolom pivot dijadikan nol (selain elemen yang dijadikan pivot).

$$\text{elemen baris pivot baru} = \frac{\text{elemen baris pivot}}{\text{elemen pivot}}$$

*baris baru selain baris pivot*

$$= \text{baris lama} - ((\text{kolom pivot}) \times (\text{baris pivot baru}))$$

6. Proses iterasi untuk masalah maksimum berhenti jika semua nilai pada baris  $c_j - z_j \leq 0$ , berarti solusi sudah optimal. Apabila masih ada  $c_j - z_j > 0$  (positif), maka iterasi algoritma simpleks masih berlanjut. Untuk masalah minimum berhenti jika semua nilai psada baris  $c_j - z_j \geq 0$ . Apabila masih ada  $c_j - z_j < 0$  (negatif), maka iterasi algoritma simpleks masih berlanjut (Khairunisa dalam Puteri, 2019).

## 2.10. Pemilihan Model Terbaik

Hartono dalam Hermanto dan Rizqika (2019) menyebutkan di antara kriteria yang dapat digunakan dalam pemilihan model terbaik, yaitu dengan kriteria *Mean Squares of Error* dan Koefisien Determinasi ( $R^2$ ).

### 2.10.1. Mean Squares of Error (MSE)

Model regresi yang dipilih dari metode ini adalah model regresi yang menghasilkan nilai MSE paling kecil.

$$MSE = \frac{JKG}{df_{galat}} \quad (2.13)$$

dengan

$JKG$  : Jumlah Kuadrat Galat

$df_{galat}$  : derajat kebebasan galat

### 2.10.2. Koefisien Determinasi ( $R^2$ )

Pengujian Kesesuaian (*Goodness of Fit*) dilakukan dengan menghitung koefisien determinasi ( $R^2$ ) model. Menurut Gujarati (1993), besaran koefisien determinasi ( $R^2$ ) merupakan besaran yang paling lazim digunakan untuk mengukur kecocokan model (*goodness of fit*) garis regresi. Nilai  $R^2$  GWR didapatkan dengan persamaan matematis sebagai berikut (Fotheringham, 2002).

$$R^2 = \frac{JKR}{JKT} \times 100\% = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \times 100\% \quad (2.14)$$

dengan

$JKR$  : Jumlah Kuadrat Regresi

$JKT$  : Jumlah Kuadrat Total