

**PENERAPAN MATRIKS PEMBOBOT JARAK
K-NEAREST NEIGHBOUR DAN DISTANCE BAND DALAM
REGRESI PANEL SPASIAL SAR DAN SEM PADA GINI
RASIO DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2015-2017**

SKRIPSI

Oleh:
RIZKA AMIL JELITA
165090500111008



**PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2020**



**PENERAPAN MATRIKS PEMBOBOT JARAK
K-NEAREST NEIGHBOUR DAN DISTANCE BAND DALAM
REGRESI PANEL SPASIAL SAR DAN SEM PADA GINI
RASIO DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2015-2017**

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika

Oleh:

RIZKA AMIL JELITA
165090500111008



**PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2020**



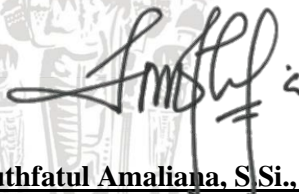


LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI
PENERAPAN MATRIKS PEMBOBOT JARAK
K-NEAREST NEIGHBOUR DAN DISTANCE BAND DALAM
REGRESI PANEL SPASIAL SAR DAN SEM PADA GINI
RASIO DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2015-2017

Oleh:
RIZKA AMIL JELITA
165090500111008

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 11 Maret 2020
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika

Pembimbing,



Luthfatul Amaliana, S.Si., M.Si
NIP. 199006272015042002

Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika
Fakultas MIPA
Universitas Brawijaya



Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D
NIP. 197603281999032001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

NAMA : Rizka Amil Jelita

NIM : 165090500111008

PROGRAM STUDI : STATISTIKA

SKRIPSI BERJUDUL :

**PENERAPAN MATRIKS PEMBOBOT JARAK *K-NEAREST*
NEIGHBOUR DAN *DISTANCE BAND* DALAM REGRESI
PANEL SPASIAL SAR DAN SEM PADA GINI RASIO DI
PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2015-2017**

Dengan ini menyatakan bahwa:

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

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 11 Maret 2020

Yang menyatakan,



Rizka Amil Jelita

NIM. 165090500111008

**PENERAPAN MATRIKS PEMBOBOT JARAK
K-NEAREST NEIGHBOUR DAN DISTANCE BAND DALAM
REGRESI PANEL SPASIAL SAR DAN SEM PADA GINI
RASIO DI PROVINSI JAWA TIMUR TAHUN 2015-2017**

ABSTRAK

Dalam melakukan suatu pengamatan terhadap sebuah fenomena, tidak cukup hanya melibatkan unit *cross section* dan *time series*, tetapi juga mengamati unit-unit tersebut pada suatu lokasi memiliki pengaruh dengan lokasi lain yang berdekatan atau interaksi spasial. Model yang dapat digunakan untuk melibatkan unit *cross section*, unit *time series* dan interaksi spasial adalah regresi panel spasial. Tujuan penelitian ini adalah menerapkan model panel spasial sehingga mendapatkan model terbaik yang paling tepat untuk menggambarkan gini rasio di Provinsi Jawa Timur. Penelitian ini menggunakan data sekunder yang meliputi jumlah penduduk, jumlah penduduk miskin, pengeluaran per kapita dan indeks pembangunan manusia sebagai variabel prediktor serta data gini rasio di kabupaten/kota Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015-2017 sebagai variabel respon. Penelitian ini menggunakan model *Spatial Autoregressive-Random Effect* (SAR-RE) dan *Spatial Error Model- Random Effect* (SEM-RE) dengan menggunakan dua matriks pembobot yaitu *K-Nearest Neighbour* (KNN) dan *distance band*. Hasil penelitian ini adalah SEM-RE menggunakan matriks KNN merupakan model yang sesuai untuk gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015-2017 dan variabel jumlah penduduk miskin berpengaruh secara signifikan terhadap gini rasio.

Kata Kunci : *Distance Band*, Gini Rasio, KNN, Panel Spasial

APPLICATION OF DISTANCE WEIGHT MATRIX BASED ON DISTANCE K-NEAREST NEIGHBOUR AND DISTANCE BAND IN THE SPATIAL PANEL REGRESSION SAR AND SEM ON THE GINI RATIO IN EAST JAVA PROVINCE 2015-2017

ABSTRACT

In observing a phenomenon, it is not enough to only involve cross section units and time series, but also to observe those units at a location that has influence with other nearby locations or spatial interactions. The model that can be used to involve cross section units, unit time series and spatial interactions is spatial panel regression. The purpose of this study is to apply a spatial panel model so that it gets the best model that is most appropriate to describe the gini ratio in East Java Province. This study uses secondary data covering population, poor population, per capita expenditure and human development index as predictor variables and Gini ratio data in districts/cities in East Java Province in 2015-2017 as the response variable. This research uses the Spatial Autoregressive-Random Effect (SAR-RE) model and the Spatial Error Model-Random Effect (SEM-RE) model by using two weighting matrices namely K-Nearest Neighbor (KNN) and distance band. The results of this study are SEM-RE using the KNN matrix is an appropriate model for the district/city gini ratio in East Java Province in 2015-2017 and the variable number of poor people has a significant effect on the gini ratio.

Keywords : *Distance Band, Gini Ratio, KNN, Spatial Panel*



DAFTAR ISI

Hal

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR PERNYATAAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR TABEL.....	xvii
DAFTAR GAMBAR.....	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian.....	3
1.4. Manfaat Penelitian.....	3
1.5. Batasan Masalah.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1. Data Panel.....	5
2.2. Model Regresi Panel.....	6
2.3. Penentuan Model Regresi Panel.....	6
2.3.1. Model Efek Tetap (<i>Fixed Effect</i>)	7
2.3.2. Model Efek Acak (<i>Random Effect</i>).....	8
2.3.3. Pengujian Residual Model Panel	8
2.4. Regresi Panel Spasial	9
2.4.1. Model <i>Spatial Autoregressive (SAR)</i>	9
2.4.2. Model <i>Spatial Error (SEM)</i>	10
2.5. Matriks Pembobot Spasial	10
2.5.1. Matriks K Tetangga Dekat (<i>K-Nearest Neighbour</i>).....	11
2.5.2. Matriks Jarak Radial (<i>Distance Band</i>).....	11
2.6. Pendugaan Parameter Model Regresi Panel Spasial	11
2.6.1. Pendugaan Parameter Model <i>Spatial Autoregressive Fixed Effect (SAR-FE)</i>	12
2.6.2. Pendugaan Parameter Model <i>Spatial Autoregressive Random Effect (SAR-RE)</i>	13
2.6.3. Pendugaan Parameter Model <i>Spatial Error Fixed Effect (SEM-FE)</i>	14



2.6.4.	Pendugaan Parameter Model <i>Spatial Error Random Effect</i> (SEM-RE)	16
2.7.	Pengujian Signifikansi Parameter	17
2.7.1.	<i>Spatial Autoregressive Model Fixed Effect</i> (SAR-FE)	18
2.7.2.	<i>Spatial Autoregressive Model Random Effect</i> (SAR-RE)	18
2.7.3.	<i>Spatial Error Model Fixed Effect</i> (SEM-FE)	19
2.7.4.	<i>Spatial Error Model Random Effect</i> (SEM-RE)	19
2.8.	Pengujian Asumsi Regresi Panel Spasial	19
2.8.1.	Normalitas Galat	20
2.8.2.	Heterogenitas Spasial	20
2.8.3.	Multikolinieritas	21
2.8.4.	Autokorelasi Spasial	22
2.9.	Pemilihan Model Terbaik	23
2.10.	Penelitian Terdahulu	24
BAB III METODE PENELITIAN		27
3.1.	Data Penelitian	27
3.2.	Variabel Penelitian	27
3.2.1.	Gini Rasio	28
3.2.2.	Jumlah Penduduk	29
3.2.3.	Jumlah Penduduk Miskin	30
3.2.4.	Pengeluaran Per kapita	30
3.2.5.	Indeks Pembangunan Manusia (IPM)	31
3.3.	Metode Penelitian	31
3.4.	Diagram Alir	33
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		35
4.1.	Analisis Deskriptif	35
4.2.	Penentuan Model Panel	37
4.2.1.	Model Efek Tetap (<i>Fixed Effect</i>)	38
4.2.2.	Model Efek Acak (<i>Random Effect</i>)	38
4.2.3.	Uji Hausman	39
4.3.	Matriks Pembobot Spasial	40
4.4.	Pengujian Efek Autokorelasi Spasial	40
4.5.	Model Regresi Panel Spasial	42
4.5.1.	SAR-RE dengan Matriks KNN	43
4.5.2.	SEM-RE dengan Matriks KNN	43
4.5.3.	SAR-RE dengan Matriks <i>Distance Band</i>	44
4.5.4.	SEM-RE dengan Matriks <i>Distance Band</i>	45
4.6.	Pengujian Asumsi	46

4.6.1. Normalitas Galat	46
4.6.2. Multikolinieritas.....	47
4.6.3. Autokorelasi Spasial	47
4.6.4. Heterogenitas Spasial.....	48
4.7. Pemilihan Model Terbaik.....	49
4.8. Interpretasi Model	50
BAB V PENUTUP.....	53
5.1. Kesimpulan.....	53
5.2. Saran.....	53
DAFTAR PUSTAKA.....	55
LAMPIRAN.....	59





DAFTAR TABEL

Hal

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu 24

Tabel 3.1 Variabel Penelitian 27

Tabel 3.2 Kriteria Ketimpangan Pendapatan 29

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif 35

Tabel 4.2 Pendugaan Parameter Model *Fixed Effect* 38

Tabel 4.3 Pendugaan Parameter Model Efek Acak 38

Tabel 4.4 Hasil Uji Hausman 39

Tabel 4.5 Hasil Residual Model Panel 39

Tabel 4.6 Hasil Pengujian Autokorelasi Spasial pada Gini Rasio
Tahun 2015 40

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Autokorelasi Spasial pada Gini Rasio
Tahun 2016 41

Tabel 4.8 Hasil Pengujian Autokorelasi Spasial pada Gini Rasio
Tahun 2017 42

Tabel 4.9 Pendugaan Parameter Model SAR-RE 43

Tabel 4.10 Pendugaan Parameter Model SEM-RE 44

Tabel 4.11 Pendugaan Parameter Model SAR-RE 44

Tabel 4.12 Pendugaan Parameter Model SEM-RE 45

Tabel 4.13 Hasil Pengujian Asumsi Normalitas 46

Tabel 4.14 Nilai VIF Variabel Prediktor 47

Tabel 4.15 Hasil Pengujian Autokorelasi Spasial 48

Tabel 4.16 Hasil Pengujian Heterogenitas Spasial 49

Tabel 4.17 Nilai AIC dan SIC 49





DAFTAR GAMBAR

Hal

Gambar 3.1 Diagram Alir 33

Gambar 4.1 Peta Provinsi Jawa Timur 37



DAFTAR LAMPIRAN

Hal

Lampiran 1 Data Variabel Respon dan Prediktor..... 59

Lampiran 2 Data Titik Koordinat 38 Kabupaten/Kota Jawa Timur. 65

Lampiran 3 Matriks Pembobot Spasial 67

Lampiran 4 Uji Hausman 71

Lampiran 5 Uji Moran’s I pada Gini Rasio..... 73

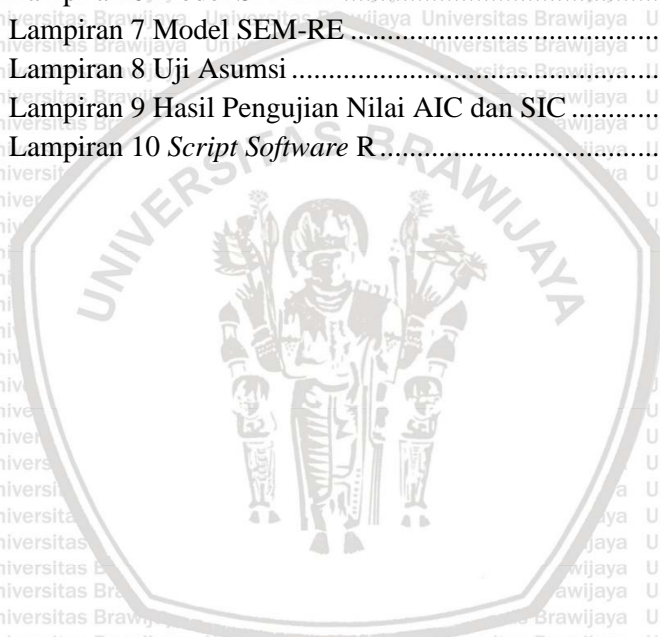
Lampiran 6 Model SAR-RE..... 83

Lampiran 7 Model SEM-RE 85

Lampiran 8 Uji Asumsi 87

Lampiran 9 Hasil Pengujian Nilai AIC dan SIC 93

Lampiran 10 *Script Software R*..... 95





BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Setiap negara di dunia memiliki tujuan utama yaitu meningkatkan taraf hidup atau kesejahteraan seluruh rakyatnya melalui peningkatan pembangunan ekonomi. Masalah besar yang umumnya dihadapi oleh negara-negara di dunia adalah kesenjangan ekonomi atau ketimpangan dalam distribusi pendapatan antara kelompok masyarakat berpendapatan tinggi dan kelompok masyarakat berpendapatan rendah. Masalah ketimpangan pendapatan tidak hanya dihadapi oleh negara sedang berkembang, tetapi negara maju juga tidak terlepas dari permasalahan tersebut. Perbedaannya terletak pada proporsi atau besar kecil tingkat ketimpangan yang terjadi, serta tingkat kesulitan mengatasinya yang dipengaruhi oleh luas wilayah dan jumlah penduduk (Damanik dkk., 2018).

Ketimpangan pendapatan merupakan masalah perbedaan pendapatan antara masyarakat atau daerah yang maju dengan daerah yang tertinggal. Ada beberapa ukuran ketimpangan yang sering digunakan antara lain Indeks Gini, Indeks Theil dan ukuran ketimpangan berdasarkan kriteria Bank Dunia. Dalam penelitian ini ukuran ketimpangan yang digunakan adalah Indeks Gini atau Gini Rasio. Gini rasio merupakan ukuran yang paling sering digunakan untuk mengukur ketimpangan pendapatan secara menyeluruh.

Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Timur, tingkat ketimpangan penduduk Jawa Timur yang diukur oleh gini rasio pada bulan September 2017 tercatat sebesar 0.415. Angka tersebut meningkat sebesar 0.019 poin dibandingkan pada bulan Maret 2017 sebesar 0.396. Tingkat ketidakmerataan pendapatan penduduk Jawa Timur menjadi yang tertinggi secara nasional setelah Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) dan Sulawesi Selatan yang menduduki peringkat pertama dan kedua pada bulan September 2017. Semakin besar ketimpangan akan menyebabkan ketidakstabilan perekonomian daerah tersebut.

Beberapa penelitian tentang gini rasio telah dilakukan dengan menggunakan berbagai metode. Damanik dkk., (2018) melakukan penelitian tentang faktor-faktor yang mempengaruhi gini rasio menggunakan analisis jalur. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa jumlah penduduk yang bekerja berpengaruh positif terhadap gini rasio. Dalam penelitian Bantika dkk., (2015) dilakukan pemodelan gini rasio menggunakan analisis regresi linier berganda yang menunjukkan bahwa pertumbuhan ekonomi dan jumlah penduduk memberikan pengaruh yang signifikan. Penelitian tentang gini rasio lainnya dilakukan oleh Arif & Wicaksana (2017) menggunakan analisis regresi data panel yang menunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap ketimpangan pendapatan di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2011-2015 adalah variabel IPM.

Penelitian Arif dan Wicaksana (2017) hanya mempertimbangkan pengaruh *time series* dan *cross section* tanpa mempertimbangkan keterkaitan spasial. Dalam melakukan suatu pengamatan terhadap sebuah fenomena, tidak cukup hanya melibatkan unit *cross section* dan *time series*, tetapi juga mengamati unit-unit tersebut pada suatu lokasi memiliki pengaruh dengan lokasi lain yang berdekatan atau interaksi spasial. Model yang dapat digunakan untuk melibatkan unit *cross section*, unit *time series* dan interaksi spasial adalah regresi data panel spasial. Regresi data panel spasial merupakan metode analisis yang mengamati pada tiap-tiap lokasi pengamatan secara berkala dari waktu ke waktu (Diputra dkk., 2012).

Kasus ketimpangan pendapatan pada suatu wilayah dapat berkaitan dengan kasus ketimpangan pendapatan di wilayah lainnya, selain itu faktor di luar model kasus ketimpangan pendapatan atau komponen galat di satu wilayah bisa saja bergantung dengan galat di wilayah lain. Hal tersebut bisa dikarenakan kondisi geografis. Besarnya pengaruh setiap lokasi dalam spasial diakomodir oleh matriks pembobot. Getis dan Aldstads (2004) menjelaskan bahwa dalam model panel spasial, matriks pembobot merupakan komponen

penting dalam kebanyakan model ketika representasi struktur spasial dibutuhkan karena mempengaruhi hasil analisis.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, pada penelitian ini digunakan model *spatial autoregressive* (SAR) untuk mengetahui keterkaitan kasus ketimpangan pendapatan dan *spatial error model* (SEM) untuk mengetahui keterkaitan spasial dari komponen galat kasus ketimpangan pendapatan. Matriks pembobot jarak yang digunakan dalam model SAR dan SEM yaitu *k-nearest neighbour* dan *distance band*. Matriks pembobot yang paling tepat pada model yang terbentuk dalam kasus ketimpangan dilihat berdasarkan nilai AIC dan SIC.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka dapat ditulis rumusan masalah sebagai berikut.

1. Bagaimana menerapkan model regresi panel spasial SAR dan SEM menggunakan matriks pembobot spasial jarak yang paling tepat dalam menggambarkan gini rasio di Provinsi Jawa Timur?
2. Apa saja faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap gini rasio di Provinsi Jawa Timur?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai melalui penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menerapkan model regresi panel spasial SAR dan SEM menggunakan matriks pembobot spasial jarak sehingga mendapatkan model terbaik yang paling tepat untuk menggambarkan gini rasio di Provinsi Jawa Timur.
2. Mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap gini rasio di Provinsi Jawa Timur.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dengan adanya penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Sebagai penerapan teori statistika tentang regresi panel spasial menggunakan matriks pembobot spasial jarak untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi gini ratio di Provinsi Jawa Timur.
2. Mengembangkan wawasan pembaca berkaitan dengan pemodelan regresi panel yang melibatkan pengaruh spasial.

1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Model regresi panel spasial yang digunakan adalah *spatial autoregressive* (SAR) dan *spatial error model* (SEM).
2. Matriks pembobot spasial yang digunakan adalah *k-nearest neighbour* dan *distance band*.
3. Data yang digunakan adalah gini ratio di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015-2017.



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Panel

Data yang dikumpulkan secara *cross section* dan diikuti pada periode waktu tertentu dikenal dengan nama data panel. Secara singkat, data panel memiliki dimensi ruang dan waktu. Ada beberapa nama lain dari data panel, yaitu data *pooled*, kombinasi data runtun-waktu dan individual, data *micropanel*, data longitudinal dan analisis kohort. Apabila setiap unit *cross section* memiliki jumlah observasi periode waktu yang sama disebut panel seimbang. Sebaliknya dikatakan data panel tidak seimbang apabila memiliki jumlah observasi antar anggota panel berbeda.

Menurut Gujarati dan Porter (2012), data panel memiliki beberapa kelebihan dibanding data *cross section* atau data *time series*. Data panel memberikan lebih banyak informasi, lebih banyak variasi, sedikit kolinieritas antar variabel, lebih banyak derajat bebas, dan lebih efisien karena menggabungkan antara observasi *time series* dan *cross section*. Data panel dapat mendeteksi dan mengukur dampak atau efek yang tidak dapat diamati lebih baik pada *cross section* atau *time series* murni.

Baltagi (2005) juga menjelaskan beberapa kelebihan dari data panel. Pertama, data panel dapat mengontrol atau mengatasi heterogenitas antar individu karena didapatkan dari beberapa unit individu yang diamati selama periode waktu tertentu. Kedua, data panel memberikan data lebih informatif dan lebih banyak variabilitas sehingga diperoleh penduga parameter yang lebih tepat. Berdasarkan kelebihan-kelebihan tersebut, data panel dapat digunakan untuk memodelkan gini rasio dengan efek spasial.

2.2. Model Regresi Panel

Model umum regresi panel dituliskan dalam persamaan (2.1) (Judge, dkk., 1982):

$$Y_{it} = \beta_{0it} + \sum_{p=1}^p \beta_p X_{pit} + \varepsilon_{it} \quad (2.1)$$

dengan:

i : 1, 2, ..., N

t : 1, 2, ..., T

p : 1, 2, ..., P

N : banyaknya pengamatan

T : banyaknya waktu

P : banyak variabel prediktor

Y_{it} : nilai variabel respon unit *cross section* ke- i pada unit waktu ke- t

β_{0it} : nilai intersep

β_p : slope yang konstan untuk unit *cross section* dan unit waktu

X_{pit} : nilai variabel prediktor ke- p unit *cross section* ke- i pada unit waktu ke- t

ε_{it} : galat untuk unit *cross section* ke- i pada unit waktu ke- t .

2.3. Penentuan Model Regresi Panel

Beberapa model yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter model dengan data panel, antara lain model efek tetap (*fixed effect*) dan model efek acak (*random effect*). Menurut Gujarati & Porter (2012), dalam menentukan model yang sesuai untuk digunakan mengikuti *rule of thumb* sebagai berikut:

1. Jika T (banyak waktu pengamatan) besar dan N (banyak unit *cross section*) kecil maka kemungkinan besar tidak banyak perbedaan antara model *fixed effect* (FE) dan *random effect* (RE). Namun, untuk perhitungan yang lebih mudah maka menggunakan model FE.
2. Jika T besar dan N kecil, pengamatan bukan berupa sampel dari populasi yang lebih besar maka model FE lebih tepat.

3. Jika T kecil dan N besar, unit pengamatan berupa sampel acak dari populasi yang lebih besar maka model RE lebih tepat.

Menurut Baltagi (2005), pengujian yang dapat digunakan untuk memilih model yang paling tepat untuk menggambarkan suatu data panel yaitu uji Hausman. Uji tersebut bertujuan untuk menguji apakah terdapat hubungan antara galat pada model dengan satu atau lebih variabel prediktor dalam model. Dalam perhitungan statistik uji Hausman diperlukan asumsi bahwa banyaknya unit *cross section* lebih besar dibandingkan banyak variabel prediktor (termasuk konstanta) dalam model.

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut (Pramoedyo & Trisillia, 2012).

$H_0 : h = 0$ (model yang tepat adalah model *random effect*)

$H_1 : h \neq 0$ (model yang tepat adalah model *fixed effect*)

Statistik uji

$$h = (\beta_{FE} - \beta_{RE})^T \left[\text{Var}(\beta_{FE} - \beta_{RE}) \right]^{-1} (\beta_{FE} - \beta_{RE}) \quad (2.2)$$

Keterangan:

β_{FE} : penduga *slope* model *fixed effect*.

β_{RE} : penduga *slope* model *random effect*.

Jika nilai $h > \chi^2_{(\alpha,p)}$ atau nilai p kurang dari α maka tolak H_0 berarti model yang tepat digunakan adalah model *fixed effect*.

2.3.1. Model Efek Tetap (*Fixed Effect*)

Model *fixed effect* mengasumsikan antar unit *cross section* dan unit waktu memberikan efek yang berbeda terhadap model. Efek yang berbeda tersebut diperlihatkan pada nilai koefisien intersep yang berbeda. Judge, dkk., (1982) menuliskan model *fixed effect* yang dinyatakan dalam persamaan (2.3).

$$y_{it} = \beta_i + \sum_{p=1}^P \beta_p X_{pit} + \varepsilon_{it} \quad (2.3)$$

Keterangan:

y_{it} : nilai variabel respon untuk unit *cross section* ke- i dan waktu ke- t .

β_i : nilai intersep.

β_p : *slope* untuk variabel ke- p .

X_{pit} : nilai variabel prediktor ke- p , unit *cross section* ke- i pada unit waktu ke- t .

ε_{it} : galat untuk unit *cross section* ke- i pada unit waktu ke- t .

2.3.2. Model Efek Acak (*Random Effect*)

Model *random effect* mengsumsikan setiap variabel mempunyai perbedaan intersep. Ide dasar dari model *random effect* adalah mengasumsikan galat bersifat *random* (Pramoedyo & Trisillia, 2012). Persamaan dari model *random effect* dapat dituliskan dalam persamaan (2.4).

$$Y_{it} = \beta + \sum_{p=1}^P \beta_p X_{pit} + u_i + \varepsilon_{it} \quad (2.4)$$

Keterangan

β : intersep

β_p : *slope* untuk variabel ke- p

X_{pit} : nilai variabel prediktor ke- p , unit *cross section* ke- i pada unit waktu ke- t

u_i : nilai galat yang diasumsikan bersifat acak.

ε_{it} : galat untuk unit *cross section* ke- i pada unit waktu ke- t .

2.3.3. Pengujian Residual Model Panel

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui korelasi antara suatu galat pengamatan dengan galat pengamatan lainnya. Salah satu uji yang dapat digunakan untuk mendeteksi autokorelasi adalah uji *Breusch-Godfrey*. Hipotesis yang digunakan adalah

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_p = 0$ (tidak terdapat autokorelasi)

H_1 : paling tidak terdapat 1 $\rho_p \neq 0$ (terdapat autokorelasi)

Statistik Uji

$$LM = (n-p)R^2 \sim \chi^2_p \quad (2.5)$$

Pengambilan keputusan uji tersebut dapat dilihat dari statistik uji dan nilai p. Jika nilai $LM > \chi^2_p$ atau nilai $p < \alpha$ maka tolak H_0 .

2.4. Regresi Panel Spasial

Regresi panel spasial adalah regresi pada gabungan data *cross section* dan deret waktu yang melibatkan efek spasial. Anselin (1988) menjelaskan bahwa efek spasial dibedakan menjadi dua tipe umum yaitu dependensi spasial dan heterogenitas spasial. Dependensi spasial ditunjukkan dengan kemiripan sifat untuk lokasi yang saling berdekatan, sedangkan heterogenitas spasial ditunjukkan oleh perbedaan sifat antar satu lokasi dengan lokasi lainnya. Terdapat beberapa model regresi spasial namun, pada penelitian ini digunakan model SAR dan SEM.

2.4.1. Model Spatial Autoregressive (SAR)

Pada model SAR, variabel respon pada suatu wilayah memiliki ketergantungan pada variabel respon yang diamati pada wilayah yang bertetangga. Menurut Elhorst (2014), model SAR dapat dituliskan dalam persamaan (2.6).

$$y_{it} = \lambda \sum_{j=1}^N W_{ij} y_{jt} + \mathbf{X}_{it} \boldsymbol{\beta} + \mu + \varepsilon_{it} \quad (2.6)$$

Keterangan:

y_{it} : nilai variabel respon pada unit *cross section* ke- i dan unit waktu ke- t

λ : koefisien *autoregressive* spasial

W_{ij} : elemen matriks pembobot spasial baris ke- i kolom ke- j

\mathbf{X}_{it} : vektor baris ($1 \times p$) nilai variabel prediktor

$\boldsymbol{\beta}$: vektor kolom ($p \times 1$) parameter



μ : intersep umum

ε_{it} : komponen galat pada unit *cross section* ke-*i* dan unit waktu ke-*t*.

2.4.2. Model Spatial Error (SEM)

Pada model SEM, variabel respon dipengaruhi oleh variabel-variabel prediktor di wilayah yang sama dan komponen galat berinteraksi spasial. Menurut Elhorst (2014), model SEM dapat dituliskan dalam persamaan (2.7) dan (2.8):

$$y_{it} = \mathbf{X}_{it}\boldsymbol{\beta} + \mu + u_{it} \quad (2.7)$$

$$u_{it} = \rho \sum_{j=1}^N W_{ij} u_{jt} + \varepsilon_{it} \quad (2.8)$$

Keterangan:

y_{it} : nilai variabel respon pada unit *cross section* ke-*i* dan unit waktu ke-*t*

\mathbf{X}_{it} : vektor baris ($1 \times p$) nilai variabel prediktor

$\boldsymbol{\beta}$: vektor kolom ($p \times 1$) parameter

μ : intersep umum

u_{it} : komponen galat autokorelasi wilayah ke-*i* pada unit waktu ke-*t*

ρ : koefisien autokorelasi spasial

W_{ij} : elemen matriks pembobot spasial baris ke-*i* kolom ke-*j*

ε_{it} : komponen galat pada unit *cross section* ke-*i* dan unit waktu

ke-*t*.

2.5. Matriks Pembobot Spasial

Pembobotan spasial memiliki fungsi yang penting dalam spasial. Pembobot digunakan untuk memberikan penaksiran hasil parameter yang berbeda setiap lokasi pengamatan. Matriks pembobot yang berdasarkan pada konsep jarak dengan mengambil jarak d_{ij} sebagai jarak pusat (*centroid distance*) antara dua pasang unit-unit spasial *i* dan *j*. Smith (2014) menyebutkan bahwa matriks pembobot spasial yang didasarkan konsep jarak dapat diklasifikasikan menjadi lima kategori yaitu matriks *k* tetangga terdekat (*k-nearest neighbour*,

k-NN), matriks jarak radial (*distance band*), matriks jarak pangkat, matriks jarak eksponensial, dan matriks jarak pangkat ganda.

2.5.1. Matriks K Tetangga Dekat (*K-Nearest Neighbour*)

Setiap baris *i* dalam matriks pembobot spasial menurut *k* tetangga terdekat memiliki *k* buah kolom *j* dengan elemen 1 dan kolom selainnya bernilai 0. Mengacu pada konsep *k*-tetangga terdekat, terdapat dua tipe matriks pembobot spasial yang dapat diperoleh yaitu matriks pembobot spasial tidak simetris dan yang simetris. Perbedaan kedua matriks ini bergantung pada definisi elemen-elemen matriks pembobot spasial yang diambil.

Tidak Simetris

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{jika } j \in N_k(i) \\ 0, & \text{j selainnya} \end{cases} \quad (2.9)$$

Simetris

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{jika } j \in N_k(i) \text{ atau } i \in N_k(j) \\ 0, & \text{j selainnya} \end{cases} \quad (2.10)$$

2.5.2. Matriks Jarak Radial (*Distance Band*)

Setiap bobot atau elemen matriks pembobot spasial yang didasarkan jarak radial tergantung pada nilai batas (*threshold*) yang diambil. Untuk baris tertentu, semakin besar nilai *threshold* maka semakin banyak kolom pada baris tersebut bernilai 1 dan semakin kecil nilai *threshold* maka semakin sedikit kolom pada baris tersebut yang bernilai 1. Apabila dimisalkan terdapat *n* unit spasial dan jarak dari unit spasial *i* terhadap semua unit spasial *j* (*i* ≠ *j*) *d_{ij}* serta ditentukan nilai *δ* sebagai *threshold* maka matriks pembobot spasial *distance band* ditentukan sebagai berikut (Pramoedyo, 2017):

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{jika } d_{ij} \leq \delta, \text{ dimana } i \neq j \\ 0, & \text{selainnya} \end{cases} \quad (2.11)$$

2.6. Pendugaan Parameter Model Regresi Panel Spasial

Terdapat beberapa metode pendugaan bagi model regresi panel spasial. Secara umum, model regresi panel spasial akan mengalami salah satu atau beberapa permasalahan seperti heteroskedastisitas, endogenitas dan autokorelasi (spasial) antar sisaan

sehingga pendugaan parameter model regresi panel spasial menggunakan metode *Maximum Likelihood* (ML).

2.6.1. Pendugaan Parameter Model *Spatial Autoregressive Fixed Effect* (SAR-FE)

Pendugaan parameter model SAR-FE dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood* (ML). Estimator ML diturunkan untuk menjelaskan endogenitas. Persamaan (2.12) adalah fungsi *log-likelihood* dari model SAR-FE menurut Elhorst (2014):

$$\begin{aligned} \text{Log}L = & -\frac{NT}{2} \log(2\pi\sigma^2) + T \log |\mathbf{I}_N - \lambda \mathbf{W}| \\ & - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \left(y_{it} - \lambda \sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} - \mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta} - \mu_i \right)^2 \end{aligned} \quad (2.12)$$

Fungsi *log-likelihood* persamaan (2.12) diturunkan secara parsial terhadap μ_i dan disamakan dengan nol sehingga diperoleh penduga bagi μ_i berikut.

$$\mu_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(y_{it} - \lambda \sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} - \mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta} \right), \quad i = 1, \dots, N \quad (2.13)$$

Substitusikan nilai penduga bagi μ_i dalam fungsi *likelihood* pada persamaan (2.12) sehingga diperoleh persamaan yang tercantum pada (2.14). Simbol bintang (*) menunjukkan transformasi variabel respon dan prediktor yang dapat dilihat pada persamaan (2.15).

$$\begin{aligned} \text{Log}L = & -\frac{NT}{2} \log(2\pi\sigma^2) + T \log |\mathbf{I}_N - \lambda \mathbf{W}| \\ & - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \left(y_{it}^* - \lambda \left[\sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} \right]^* - \mathbf{x}_{it}^* \boldsymbol{\beta} \right)^2 \end{aligned} \quad (2.14)$$

dengan



$$y_{it}^* = y_{it} - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{it} \quad (2.15)$$

$$x_{it}^* = x_{it} - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{it}$$

Persamaan (2.14) diturunkan secara parsial terhadap β dan σ^2 dan disamakan dengan nol maka diperoleh penduga bagi β dan σ^2 yang dituliskan pada persamaan (2.16) dan (2.17).

$$\beta = (\mathbf{X}^{*T} \mathbf{X}^*)^{-1} \mathbf{X}^{*T} \left[\mathbf{Y}^* - \lambda (\mathbf{I}_T \otimes \mathbf{W}) \mathbf{Y}^* \right] \quad (2.16)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{NT} (e_0^* - \lambda e_1^*)^T (e_0^* - \lambda e_1^*) \quad (2.17)$$

e_0^* dan e_1^* merupakan galat yang diperoleh dari regresi \mathbf{Y}^* dan $(\mathbf{I}_T \otimes \mathbf{W}) \mathbf{Y}^*$ terhadap \mathbf{X}^* . Substitusikan nilai penduga bagi β dan σ^2 pada persamaan (2.14) untuk memperoleh nilai penduga bagi λ , maka fungsi *concentrated likelihood* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Log}L = C - \frac{NT}{2} \log \left[(e_0^* - \lambda e_1^*)^T (e_0^* - \lambda e_1^*) \right] \\ + T \log |\mathbf{I}_N - \lambda \mathbf{W}| \end{aligned} \quad (2.18)$$

Persamaan (2.18) diturunkan terhadap λ dan disamakan dengan nol. Kemudian penduga bagi λ didapatkan dari proses iterasi numerik.

2.6.2. Pendugaan Parameter Model *Spatial Autoregressive Random Effect* (SAR-RE)

Pendugaan parameter model SAR-RE dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood* (ML). Menurut Elhorst (2014), fungsi *log-likelihood* dari model SAR-RE dinyatakan pada persamaan (2.19).

$$\begin{aligned} \text{Log}L = -\frac{NT}{2} \log(2\pi\sigma^2) + T \log |\mathbf{I}_N - \lambda \mathbf{W}| \\ - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \left(y_{it} - \lambda \left(\sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} \right) - \mathbf{x}_{it} \beta \right)^2 \end{aligned} \quad (2.19)$$

dengan

$$y_{it}^* = y_{it} - (1 - \phi) \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{it} \quad (2.20)$$

$$x_{it}^* = x_{it} - (1 - \phi) \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{it}$$

Simbol (\cdot) menunjukkan transformasi variabel respon dan prediktor yang dapat dilihat pada persamaan (2.20). Prosedur yang sama bisa dilakukan seperti pendugaan parameter SAR-FE untuk memperoleh pendugaan parameter β , λ , dan σ^2 . Kemudian substitusikan pendugaan parameter β , λ , dan σ^2 untuk mendapatkan penduga parameter ϕ sehingga didapatkan fungsi *concentrated likelihood* sebagai berikut:

$$\text{LogL} = -\frac{NT}{2} \log \left[e(\phi)^T e(\phi) \right] + \frac{N}{2} \log \phi^2 \quad (2.21)$$

dengan

$$e(\phi)_{it} = y_{it} - (1 - \phi) \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{it}$$

$$- \lambda \left[\sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} - (1 - \phi) \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} \right]$$

$$- \left[x_{it} - (1 - \phi) \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{it} \right] \beta \quad (2.22)$$

Prosedur secara iterasi digunakan dengan mensubstitusikan nilai parameter β , λ , dan σ^2 hingga didapatkan nilai penduga parameter ϕ yang konvergen.

2.6.3. Pendugaan Parameter Model *Spatial Error Fixed Effect* (SEM-FE)



Pendugaan parameter model SEM-FE dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood* (ML). Menurut Elhorst (2014), fungsi *log-likelihood* dari model SEM-FE dinyatakan pada persamaan (2.23).

$$\begin{aligned} \text{Log}L = & -\frac{NT}{2} \log(2\pi\sigma^2) + T \log |\mathbf{I}_N - \rho \mathbf{W}| \\ & - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \left\{ \begin{aligned} & y_{it}^* - \rho \left[\sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} \right]^* \\ & - \left(\mathbf{x}_{it}^* - \rho \left[\sum_{j=1}^N w_{ij} \mathbf{x}_{jt} \right]^* \right) \boldsymbol{\beta} \\ & - \left(\mu_i - \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} \mu_j \right) \end{aligned} \right\}^2 \end{aligned} \quad (2.23)$$

Fungsi *log-likelihood* (2.23) diturunkan secara parsial terhadap μ_i dan disamakan dengan nol maka diperoleh penduga bagi μ_i yang dapat dilihat pada persamaan (2.24).

$$\mu_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_{it} - x_{it} \boldsymbol{\beta}) \quad (2.24)$$

Substitusikan nilai penduga bagi μ_i pada persamaan (2.23) sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \text{Log}L = & -\frac{NT}{2} \log(2\pi\sigma^2) + T \log |\mathbf{I}_N - \rho \mathbf{W}| \\ & - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \left\{ \begin{aligned} & y_{it}^* - \rho \left[\sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} \right]^* \\ & - \left(x_{it}^* - \rho \left[\sum_{j=1}^N w_{ij} x_{jt} \right]^* \right) \boldsymbol{\beta} \end{aligned} \right\}^2 \end{aligned} \quad (2.25)$$

Simbol bintang (*) menunjukkan transformasi variabel respon dan prediktor pada persamaan (2.15). Persamaan (2.25) diturunkan secara parsial terhadap $\boldsymbol{\beta}$ dan σ^2 dan disamakan dengan nol maka



diperoleh penduga bagi β dan σ^2 yang tercantum pada persamaan (2.26) dan (2.27).

$$\beta = \left(\left[\mathbf{X}^* - \rho(\mathbf{I}_T \otimes \mathbf{W}) \mathbf{X}^* \right]^T \left[\mathbf{X}^* - \rho(\mathbf{I}_T \otimes \mathbf{W}) \mathbf{X}^* \right] \right)^{-1} \left[\mathbf{X}^* - \rho(\mathbf{I}_T \otimes \mathbf{W}) \mathbf{X}^* \right]^T \left[\mathbf{Y}^* - \rho(\mathbf{I}_T \otimes \mathbf{W}) \mathbf{Y}^* \right] \quad (2.26)$$

$$\sigma^2 = \frac{e(\rho)^T e(\rho)}{NT} \quad (2.27)$$

dengan

$$e(\rho) = \mathbf{Y}^* - \rho(\mathbf{I}_T \otimes \mathbf{W}) \mathbf{Y}^* - \left[\mathbf{X}^* - \rho(\mathbf{I}_T \otimes \mathbf{W}) \mathbf{X}^* \right] \beta \quad (2.28)$$

Kemudian substitusikan penduga bagi β dan σ^2 pada persamaan (2.25) untuk mendapatkan penduga ρ sehingga didapatkan fungsi *concentrated likelihood* yang dinyatakan pada persamaan (2.29).

$$\text{LogL} = -\frac{NT}{2} \log \left[e(\rho)^T e(\rho) \right] + T \log |\mathbf{I}_N - \rho \mathbf{W}| \quad (2.29)$$

Persamaan (2.29) diturunkan terhadap ρ dan disamakan dengan nol. Kemudian penduga bagi ρ didapatkan dari proses iterasi numerik.

2.6.4. Pendugaan Parameter Model *Spatial Error Random Effect* (SEM-RE)

Pendugaan parameter model SEM-RE dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood* (ML). Menurut Elhorst (2014), fungsi *log-likelihood* dari model SEM-RE dituliskan pada persamaan (2.30).

$$\begin{aligned} \text{LogL} = & -\frac{NT}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2} \log |\mathbf{V}| + (T-1) \sum_{i=1}^N \log |\mathbf{B}| \\ & - \frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{e}^T \left(\frac{1}{T} \mathbf{1}_T \mathbf{1}_T^T \otimes \mathbf{V}^{-1} \right) \mathbf{e} \\ & - \frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{e}^T \left(\mathbf{I}_T - \frac{1}{T} \mathbf{1}_T \mathbf{1}_T^T \right) \otimes (\mathbf{B}^T \mathbf{B}) \mathbf{e} \end{aligned} \quad (2.30)$$



Dengan $V = T\phi I_N + (B^T B)^{-1}$, $B = I_N - \rho W$ dan $e = Y - X\beta$. Fungsi *log-likelihood* pada persamaan (2.30) dapat diuraikan sehingga diperoleh persamaan (2.31).

$$\begin{aligned} \text{LogL} = & -\frac{NT}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2} \log\left(1 + T\phi(1 - \rho W_i)^2\right) \\ & + T \sum_{i=1}^N \log(1 - W_i) - \frac{1}{2\sigma^2} e^* e^* \end{aligned} \quad (2.31)$$

dengan

$$e^* = Y^* - X^* \beta \quad (2.32)$$

Symbol (*) menunjukkan transformasi variabel respon dan prediktor yang dapat dilihat pada persamaan (2.20). Pendugaan parameter β dan σ^2 dapat diperoleh dengan memaksimalkan order pertama pada persamaan (2.31) sehingga didapat sebagai berikut.

$$\beta = (X^{*T} X^*)^{-1} X^{*T} Y^* \quad (2.33)$$

$$\sigma^2 = \frac{(Y^* - X^* \beta)^T (Y^* - X^* \beta)}{NT} \quad (2.34)$$

Dengan mensubstitusikan pendugaan parameter β dan σ^2 pada persamaan (2.31) maka didapat fungsi *concentrated log-likelihood* terhadap ρ dan ϕ yang dituliskan pada persamaan (2.34).

$$\begin{aligned} \text{LogL} = & C - \frac{NT}{2} \log[e(\rho, \phi)] \\ & - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \log\left(1 + T\phi(1 - \rho W_i)^2\right) \\ & + T \sum_{i=1}^N \log(1 - \rho W_i) \end{aligned} \quad (2.35)$$

2.7. Pengujian Signifikansi Parameter

Tujuan pengujian terhadap parameter untuk mengetahui peranan variabel prediktor dalam model. Uji t dapat digunakan untuk menguji parameter dalam model.



2.7.1. Spatial Autoregressive Model Fixed Effect (SAR-FE)

Pengujian signifikansi parameter model SAR-FE menggunakan uji t. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut (Anselin, 1988):

$H_0 : \lambda = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial lag) vs

$H_1 : \lambda \neq 0$ (terdapat dependensi spasial lag)

Statistik uji

$$t = \frac{\lambda}{se(\lambda)} \sim t_{\frac{\alpha}{2}, n-p} \tag{2.36}$$

Keterangan:

$\hat{\lambda}$: penduga parameter λ

$se(\hat{\lambda})$: *standard error* pendugaan parameter λ

Apabila *p-value* lebih kecil dari α maka H_0 ditolak berarti terdapat dependensi spasial lag.

2.7.2. Spatial Autoregressive Model Random Effect (SAR-RE)

Pengujian signifikansi parameter model SAR-RE menggunakan uji t. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut (Anselin, 1988):

$H_0 : \lambda = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial lag) vs

$H_1 : \lambda \neq 0$ (terdapat dependensi spasial lag)

Statistik uji

$$t = \frac{\lambda}{se(\lambda)} \sim t_{\frac{\alpha}{2}, n-p} \tag{2.37}$$

Keterangan:

$\hat{\lambda}$: penduga parameter λ

$se(\hat{\lambda})$: *standard error* pendugaan parameter λ

Apabila *p-value* lebih kecil dari α maka H_0 ditolak berarti terdapat dependensi spasial lag.



2.7.3. Spatial Error Model Fixed Effect (SEM-FE)

Pengujian signifikansi parameter model SEM-FE menggunakan uji t. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut (Anselin, 1988):

$H_0 : \rho = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial error) vs

$H_1 : \rho \neq 0$ (terdapat dependensi spasial error)

$$t = \frac{\hat{\rho}}{se(\hat{\rho})} \sim t_{\frac{\alpha}{2}, n-p} \tag{2.38}$$

Keterangan:

$\hat{\rho}$: penduga parameter ρ .

$se(\hat{\rho})$: *standard error* pendugaan ρ .

Apabila *p-value* lebih kecil dari α maka H_0 ditolak berarti terdapat dependensi spasial error.

2.7.4. Spatial Error Model Random Effect (SEM-RE)

Pengujian signifikansi parameter model SEM-RE menggunakan uji t. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut (Anselin, 1988):

$H_0 : \rho = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial error) vs

$H_1 : \rho \neq 0$ (terdapat dependensi spasial error)

$$t = \frac{\hat{\rho}}{se(\hat{\rho})} \sim t_{\frac{\alpha}{2}, n-p} \tag{2.39}$$

Keterangan:

$\hat{\rho}$: penduga parameter ρ .

$se(\hat{\rho})$: *standard error* pendugaan ρ .

Apabila *p-value* lebih kecil dari α maka H_0 ditolak berarti terdapat dependensi spasial error.

2.8. Pengujian Asumsi Regresi Panel Spasial



Pengujian asumsi dilakukan untuk mengetahui apakah model yang dihasilkan sudah tepat dalam mendeskripsikan data. Terdapat 4 asumsi pada regresi panel spasial yaitu normalitas galat, heterogenitas spasial, multikolinieritas, autokorelasi spasial.

2.8.1. Normalitas Galat

Pengujian normalitas galat bertujuan untuk melihat sebaran galat menyebar secara normal atau tidak. Model yang baik jika nilai galat menyebar secara normal. Menurut Gujarati dan Porter (2012), pengujian asumsi kenormalan galat dapat dilakukan dengan uji *Jarque-Bera* (JB). Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0 : \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ (galat menyebar normal)

$H_1 : \varepsilon \not\sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ (galat tidak menyebar normal)

Statistik uji

$$JB = n \left[\frac{S^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24} \right] \sim \chi^2_{(2)} \quad (2.40)$$

dengan:

$$K = \frac{E(X - \mu)^4}{\left[E(X - \mu)^2 \right]^2} \quad (2.41)$$

$$S = \frac{E(X - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (2.42)$$

Keterangan:

S : *skewness*

K : *kurtosis*

n : banyak sampel

Terima H_0 , jika nilai $JB \leq \chi^2_{(2)}$ berarti galat menyebar normal.

2.8.2. Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial menunjukkan adanya keragaman antar lokasi sehingga memiliki struktur dan hubungan yang berbeda.

Menurut Anselin (1988), heterogenitas spasial dapat diuji menggunakan *Breusch Pagan test* (BP test) dengan hipotesis:

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_i^2 = \sigma^2$ (tidak terdapat heterogenitas spasial)
 $H_1: \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$ (terdapat heterogenitas spasial)

Statistik uji

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} + \left(\frac{1}{T}\right) \left[\frac{\mathbf{e}^T \mathbf{W} \mathbf{e}}{\sigma^2} \right] \sim \chi_{(p+1)}^2 \quad (2.43)$$

dengan:

$$f_i = \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1 \quad (2.44)$$

$$T = \text{tr} \left[\mathbf{W}^T \mathbf{W} + \mathbf{W}^2 \right] \quad (2.45)$$

Keterangan:

e_i : galat observasi ke- i

\mathbf{e} : vektor galat e_i

σ^2 : ragam galat e_i

\mathbf{W} : matriks pembobot spasial.

\mathbf{Z} : matriks berukuran $n \times (p+1)$ yang berisi vektor yang sudah distandardisasi (Z) untuk setiap observasi.

k : banyaknya prediktor.

Kriteria pengambilan keputusan:

Tolak H_0 jika nilai $BP > \chi_{(p+1)}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$ berarti terdapat heterogenitas spasial.

2.8.3. Multikolinieritas

Pengujian multikolinieritas bertujuan untuk menguji adanya korelasi di antara variabel prediktor. Pada asumsi multikolinieritas dapat ditentukan berdasarkan nilai indikator *Variance Inflation Factor* (VIF). VIF dapat dihitung menggunakan rumus pada persamaan (2.45).

$$VIF_j = \frac{1}{(1 - R_j^2)} \quad (2.46)$$

$$R_j^2 = \frac{JK_{reg}}{JK_{tot}} \tag{2.47}$$

Keterangan:

R_j^2 : Koefisien determinasi variabel prediktor ke- j dengan variabel prediktor lain.

JK_{reg} : Jumlah kuadrat regresi.

JK_{tot} : Jumlah kuadrat total.

Apabila nilai VIF lebih dari 10 maka terdapat multikolinieritas antar variabel prediktor.

2.8.4. Autokorelasi Spasial

Pengujian autokorelasi spasial dilakukan untuk mendeteksi adanya korelasi galat antar lokasi pengamatan. Metode yang paling banyak dikenal dan digunakan untuk pengukuran dan pengujian ketergantungan spasial didasarkan pada statistik Moran I . Statistik Moran I digunakan untuk mengukur autokorelasi spasial. Koefisien autokorelasi Moran (I) merupakan perluasan dari koefisien korelasi produk-momen Pearson. Menurut Pramoedyo (2017), statistik koefisien autokorelasi Moran memiliki rumus yang dinyatakan pada persamaan (2.47).

$$\hat{I} = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (z_i - \bar{z})(z_j - \bar{z})}{\left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \right) \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2} \tag{2.48}$$

i : 1, 2, ..., n
 j : 1, 2, ..., n ; $i \neq j$

dengan:

z_i : nilai variabel pada lokasi i .



z_j : nilai variabel pada lokasi j .

\bar{z} : rata-rata dari nilai variabel.

W_{ij} : bobot yang digunakan untuk membandingkan antara lokasi i dan j

n : ukuran sampel.

Nilai Indeks Moran yang berkisar -1 sampai 1 menunjukkan adanya autokorelasi yang tinggi antar residual di lokasi yang satu dengan lokasi yang lain. Nilai Indeks Moran yang sama dengan 0 menunjukkan tidak adanya autokorelasi. Pengujian dependensi spasial menggunakan Moran I memiliki hipotesis sebagai berikut:

$H_0: I = 0$ (tidak ada dependensi spasial)

$H_1: I \neq 0$ (terdapat dependensi spasial)

Statistik Uji

$$Z(I) = \frac{\hat{I} - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (2.49)$$

dengan:

$$E(I) = -\frac{1}{n-1} \quad (2.50)$$

$$Var(I) = \left(\frac{1}{S_0^2 (n^2 - 1)} (n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2) \right) - (E(I))^2 \quad (2.51)$$

Keterangan:

$Z(I)$: Statistik uji Moran I .

$E(I)$: nilai harapan dari Moran I .

$Var(I)$: variansi dari Moran I .

Tolak H_0 jika nilai $Z(I) > Z_{\alpha/2}$ berarti terdapat dependensi atau autokorelasi spasial.

2.9. Pemilihan Model Terbaik

Terdapat beberapa kriteria yang dapat digunakan untuk memilih model terbaik. Pada penelitian ini menggunakan AIC (*Akaike's Information Criterion*) dan SIC (*Schwarz Information Criterion*) dalam pemilihan model terbaik.

Akaike mengembangkan metode yang digunakan sebagai ukuran dalam memilih model terbaik yaitu *Akaike's Information Criterion* (AIC). Nilai AIC berbanding lurus dengan nilai devians dari model. Semakin kecil nilai devians model maka nilai AIC akan semakin kecil juga. Model terbaik adalah model dengan nilai AIC terkecil karena penduga parameter mendekati nilai parameter yang sebenarnya (Pramoedyo, 2017). AIC dapat dituliskan pada persamaan (2.51) (Gujarati, 2004).

$$AIC = \exp(2p/n) \frac{\sum \sum \varepsilon_{it}^2}{n} \quad (2.52)$$

SIC pada prinsipnya tidak berbeda dengan AIC. Semakin kecil SIC maka semakin baik sebuah model. Menurut Gujarati (2004), perhitungan nilai SIC dapat dituliskan pada persamaan (2.52).

$$SIC = n^{p/n} \frac{\sum \sum \varepsilon_{it}^2}{n} \quad (2.53)$$

dengan:

$\sum \sum \varepsilon_{it}^2$: jumlah kuadrat galat dari model.

p : banyaknya parameter dalam model.

n : banyaknya pengamatan.

2.10. Penelitian Terdahulu

Berikut ini adalah tabel penelitian terdahulu atau penelitian serupa yang pernah dilakukan dan terangkum pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Penulis (Tahun)	Hasil Penelitian
1	Millawati (2018)	Model <i>Spatial Lag-X</i> (SLX) efek langsung dan tidak langsung memiliki koefisien yang berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan dan matriks pembobot yang sesuai menggambarkan permasalahan adalah <i>Queen's move</i> .
2	Prastika (2018)	Model panel spasial yang paling sesuai adalah SAR FE. Pada model tersebut variabel laju pertumbuhan ekonomi dipengaruhi signifikan oleh laju pertumbuhan ekonomi di kabupaten/kota tetangga, PDRB sektor perdagangan dan ekspor,
3	Husniyah (2018)	Model SAR FE terbaik karena paling sesuai dan semua variabel berpengaruh positif signifikan terhadap variabel respon
4	Diputra, dkk. (2012)	Model data yang sesuai adalah model data panel spasial dengan SEM <i>fixed effect</i> .
5	Tiro (2018)	Matriks pembobot terbaik yaitu pada tipe W Queen terbaik karena nilai AIC terkecil. Variabel yang berpengaruh signifikan dalam IPM adalah persentase kepadatan penduduk dan persentase fasilitas kesehatan.
6.	Rahayu (2019)	Model terbaik yang terpilih berdasarkan AIC terkecil adalah model SLX. Variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap laju pertumbuhan ekonomi adalah variabel indeks gini lokasi tetangga dari lokasi ke- <i>i</i> . Nilai tambah tertinggi bagi laju pertumbuhan ekonomi adalah wilayah yang memiliki PDRB dominan dari sektor pertambangan dibandingkan wilayah yang PDRB dari sector pertanian dan pengolahan industri.



BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu gini rasio tahun 2015-2017 sebagai variabel respon serta jumlah penduduk, jumlah penduduk miskin, pengeluaran per kapita dan Indeks Pembangunan Manusia kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2015-2017 sebagai variabel prediktor. Data tersebut diperoleh dari laman Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Timur yaitu <https://jatim.bps.go.id/>. Penelitian ini menggunakan data panel dengan kabupaten/kota sebagai unit *cross section* sebanyak 38 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dan tahun 2015-2017 sebagai unit *time series*.

3.2. Variabel Penelitian

Adapun variabel-variabel yang digunakan pada penelitian sebagai berikut:

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Nama Variabel	Definisi	Satuan
Respon	Gini Rasio (GR)	Gini rasio adalah salah satu ukuran untuk melihat tingkat ketimpangan pendapatan.	Indeks
Prediktor	Jumlah Penduduk (JP)	Jumlah penduduk merupakan keseluruhan penduduk yang tinggal di wilayah tertentu.	Ribu Jiwa

Variabel	Nama Variabel	Definisi	Satuan
Prediktor	Jumlah Penduduk Miskin (JPM)	Jumlah penduduk miskin adalah banyaknya penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran perkapita perbulan di bawah garis kemiskinan.	Ribu Jiwa
	Pengeluaran per kapita (PP)	Pengeluaran per kapita adalah biaya yang dikeluarkan untuk konsumsi semua anggota rumah tangga baik yang berasal dari pembelian, pemberian maupun produksi sendiri dibagi dengan banyaknya anggota rumah tangga dalam rumah tangga tersebut	Ribu Rupiah/Orang/Tahun.
	Indeks Pembangunan Manusia (IPM)	IPM merupakan indikator komposit yang digunakan untuk mengukur tingkat pencapaian upaya pembangunan manusia secara keseluruhan.	Indeks

3.2.1. Gini Rasio

Gini rasio adalah salah satu ukuran yang paling sering digunakan untuk mengukur tingkat ketimpangan pendapatan secara menyeluruh. Gini rasio menjadi hal yang penting bagi suatu wilayah karena dapat mempresentasikan bagaimana keadaan masyarakat pada

wilayah tersebut. Rumus yang dipakai untuk menghitung nilai Gini Rasio dituliskan pada persamaan (3.1) (Bantika dkk., 2015).

$$G = 1 - \sum_{m=1}^M \frac{P_m(Q_m + Q_{m-1})}{1000} \quad (3.1)$$

Keterangan:

G : Gini Rasio

P_m : Persentase rumah tangga pada kelas pendapatan ke- m

Q_m : Persentase kumulatif pendapatan sampai dengan kelas ke- m

Q_{m-1} : Persentase kumulatif pendapatan sampai dengan kelas ke- $m-1$

m : Banyaknya kelas pendapatan

Ukuran nilai gini rasio berkisar antara nol dan satu. Nilai Gini Rasio nol artinya tidak ada ketimpangan (pemerataan sempurna) sedangkan nilai satu artinya ketimpangan sempurna. Menurut Oshima dalam BPS (2017) kriteria ketimpangan pendapatan berdasarkan gini rasio yang ditunjukkan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Kriteria Ketimpangan Pendapatan

Nilai Gini Rasio	Tingkat Ketimpangan
< 0,3	Rendah
0,3 - 0,4	Sedang
> 0,4	Tinggi

Jika gini rasio pada suatu wilayah tinggi, maka menandakan bahwa distribusi pendapatan di wilayah tersebut sangat tidak merata dan jarak antara penduduk kaya dengan penduduk miskin sangat jauh.

3.2.2. Jumlah Penduduk

Menurut BPS, penduduk adalah semua orang yang berdomisili di wilayah geografis Republik Indonesia selama 6 bulan atau lebih dan atau mereka yang berdomisili kurang dari 6 bulan tetapi bertujuan untuk menetap. Populasi penduduk merupakan keseluruhan



penduduk yang tinggal di wilayah tertentu (Bantika dkk., 2015). Pertambahan jumlah penduduk menjadikan kompetisi dalam memperoleh lapangan kerja menjadi lebih ketat. Lapangan pekerjaan yang terbatas dibandingkan banyaknya permintaan akan kerja menyebabkan semakin tinggi angka ketimpangan. Hal ini sesuai dengan penelitian Fulgsang (2013) bahwa salah satu penyebab ketimpangan distribusi pendapatan adalah peningkatan populasi penduduk. Dalam data yang dipublikasi oleh BPS, jumlah penduduk memiliki satuan ribu.

3.2.3. Jumlah Penduduk Miskin

Penduduk miskin adalah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita perbulan di bawah garis kemiskinan. BPS menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar (*basic needs approach*) untuk mengukur kemiskinan. Dengan pendekatan ini, kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran. Apabila kondisi perekonomian penduduk yang berada di garis kemiskinan semakin memburuk akan seiring dengan memburuknya ketimpangan pendapatan (Syaadah dan Listyani, 2016). Dalam data yang dipublikasi oleh BPS, jumlah penduduk miskin memiliki satuan ribu.

3.2.4. Pengeluaran Per kapita

Pengeluaran konsumsi dilakukan untuk mempertahankan taraf hidup. Pada tingkat pendapatan yang rendah, pengeluaran konsumsi umumnya dibelanjakan untuk kebutuhan-kebutuhan pokok guna memenuhi kebutuhan jasmani. BPS menjelaskan pengeluaran per kapita adalah biaya yang dikeluarkan untuk konsumsi semua anggota rumah tangga selama sebulan baik yang berasal dari pembelian, pemberian maupun produksi sendiri dibagi dengan banyaknya anggota rumah tangga dalam rumah tangga tersebut. Angka-angka konsumsi/pengeluaran rata-rata per kapita yang disajikan dalam publikasi oleh BPS diperoleh dari hasil bagi jumlah

konsumsi seluruh rumah tangga (baik mengkonsumsi makanan maupun tidak) terhadap jumlah penduduk. Dalam data yang dipublikasi oleh BPS, pengeluaran per kapita memiliki satuan ribu rupiah/orang/tahun.

3.2.5. Indeks Pembangunan Manusia (IPM)

Salah satu indikator yang dapat digunakan untuk mengetahui seberapa jauh upaya pemberdayaan yang telah dicapai masyarakat secara tepat adalah indikator komposit (BPS, 2015). IPM merupakan salah satu indikator komposit yang digunakan untuk mengukur tingkat pencapaian upaya pembangunan manusia secara keseluruhan. Saat ini ada tiga komponen yang digunakan dalam rumusan indikator IPM yaitu kesehatan yang diwakili dengan usia harapan hidup, pengetahuan yang diwakili oleh harapan lama sekolah dan rata-rata lama sekolah serta hidup layak atau kemakmuran yang diwakili oleh paritas daya beli. Nilai indeks berkisar antara 0 (keadaan terburuk) dan 1 (keadaan terbaik).

3.3. Metode Penelitian

Software yang digunakan untuk analisis adalah *R version*

3.6.2. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah

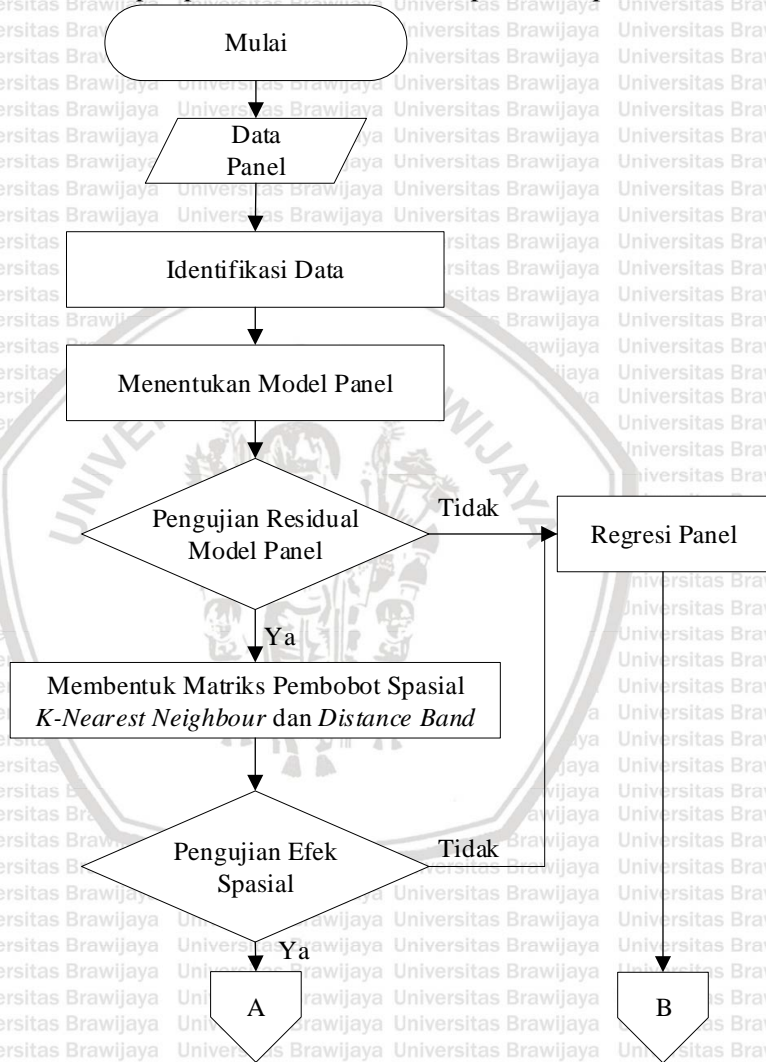
1. Mencari dan menentukan data yang akan digunakan sebagai variabel prediktor dan respon.
2. Mengidentifikasi data panel spasial gini rasio dan faktor-faktor yang mempengaruhinya.
3. Melakukan pengujian pengaruh model data panel untuk mengetahui model regresi panel yang akan digunakan dan melakukan pengujian residual model panel sesuai pada subbab 2.3.
4. Menetapkan matriks pembobot spasial berdasarkan jarak yaitu matriks *K-Nearest Neighbour* (KNN) dan matriks jarak radial (*distance band*) sesuai pada subbab 2.5.
5. Melakukan uji Moran's *I* untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh spasial di dalam data sesuai pada persamaan (2.49).

6. Membentuk model regresi panel spasial dengan model SAR dan SEM sesuai pada subbab 2.4.
7. Melakukan pendugaan parameter model SAR dan SEM menggunakan metode *maximum likelihood* sesuai pada subbab 2.6.
8. Menguji signifikansi parameter model SAR dan SEM menggunakan uji t sesuai pada subbab 2.7.
9. Melakukan pengujian asumsi terhadap model sesuai pada subbab 2.8.
10. Memilih model dan matriks pembobot yang terbaik berdasarkan nilai AIC dan SIC terkecil sesuai pada subbab 2.9.
11. Melakukan interpretasi model yang telah diperoleh.



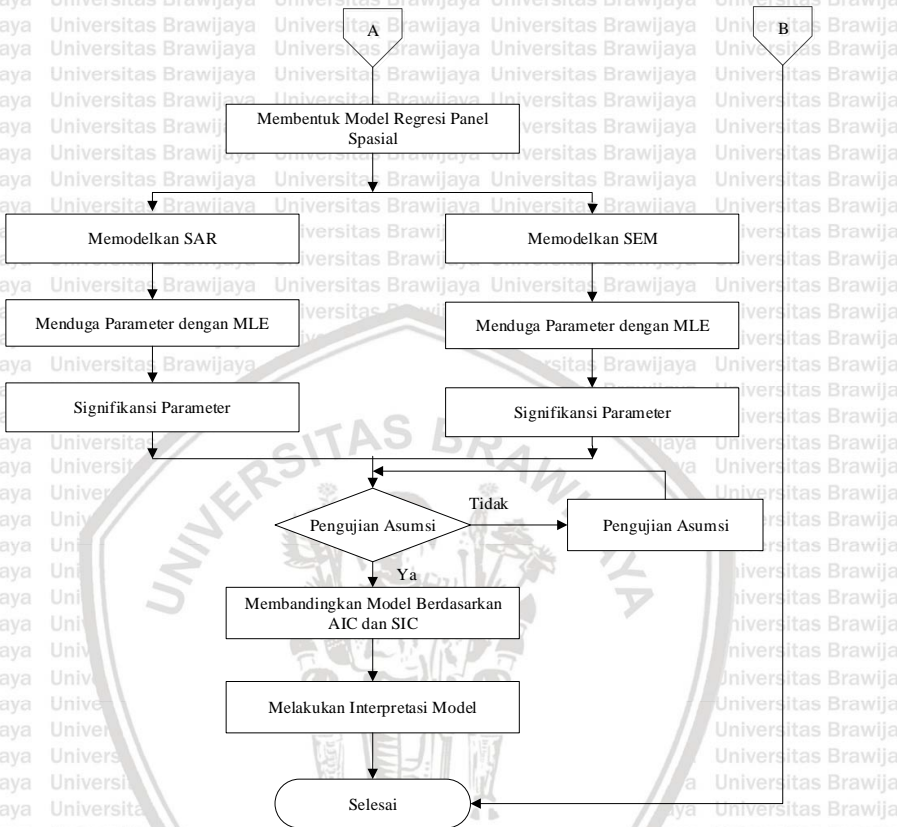
3.4. Diagram Alir

Tahapan penelitian secara rinci dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Diagram Alir





Gambar 3.1. Diagram Alir (Lanjutan)

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Deskriptif

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berupa gini rasio (GR), jumlah penduduk (JP), jumlah penduduk miskin (JPM), pendapatan per kapita (PP) dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) yang disajikan secara rinci pada Lampiran 1. Analisis deskriptif digunakan untuk mengetahui gambaran umum data yang digunakan pada penelitian ini. Dalam penelitian ini menggunakan data dengan kabupaten/kota sebagai unit *cross section* sebanyak 38 kabupaten/kota di Jawa Timur dan tahun 2015-2017 sebagai unit *time series*. Hasil analisis deskriptif untuk setiap variabel dirangkum pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif

Variabel	Minimum	Maksimum	Rata-rata
Gini Rasio	0.24	0.42	0.3427
Jumlah Penduduk (ribu jiwa)	125706	2874699	1028208
Jumlah Penduduk Miskin (ribu jiwa)	7.24	293.74	123.77
Pengeluaran Per kapita (ribu rupiah/orang/tahun)	7577	16726	10538
Indeks Pembangunan Manusia	58.18	81.07	69.75

Gini rasio merupakan indeks yang digunakan untuk mengukur tingkat ketimpangan pendapatan secara menyeluruh. Tabel 4.1 menunjukkan bahwa tingkat ketimpangan tertinggi pada tahun 2015 adalah Kota Surabaya, pada tahun 2016 adalah Kota Madiun dan pada tahun 2017 adalah Kota Malang yaitu sebesar 0.42. Sementara ketimpangan terendah sebesar 0.24 yaitu pada Kabupaten Sumenep



tahun 2017. Gini Rasio disebagian besar kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur termasuk dalam kategori sedang yaitu sebesar 0.3427.

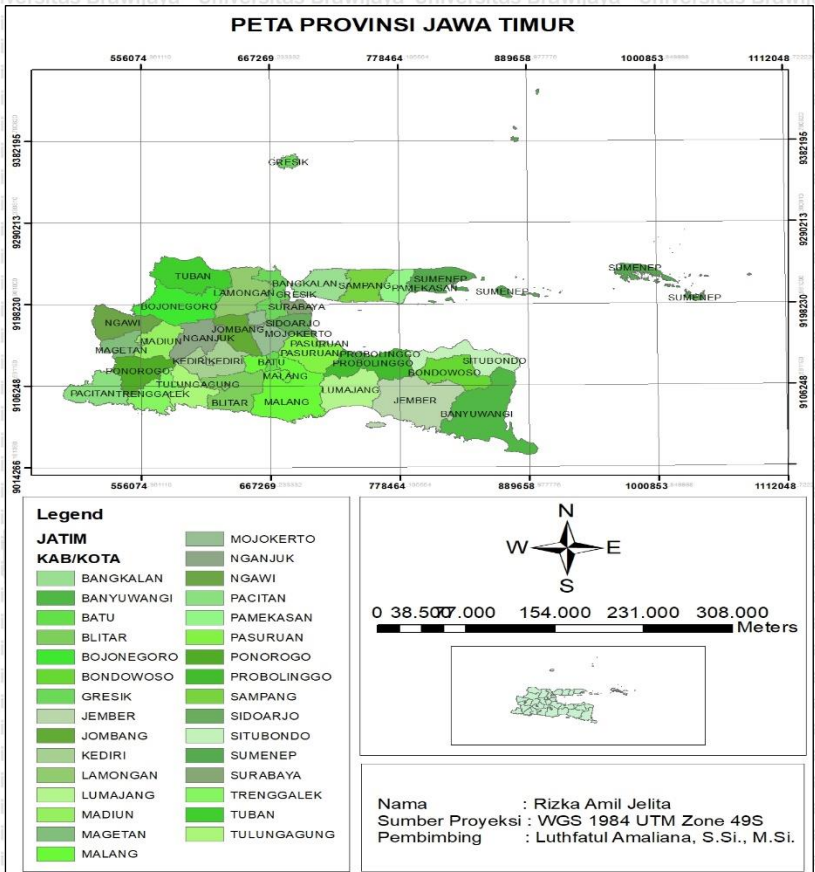
Jumlah penduduk merupakan salah satu pemicu yang dapat mempengaruhi terjadinya ketimpangan pendapatan di suatu wilayah. Jumlah penduduk yang terbanyak terdapat pada Kota Surabaya tahun 2017 yaitu sebanyak 2874699 ribu jiwa. Sedangkan jumlah penduduk paling sedikit terdapat pada Kota Mojokerto tahun 2015 yaitu sebanyak 125706 ribu jiwa.

Sebagian besar Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur memiliki jumlah penduduk miskin sebanyak 123.77 ribu jiwa. Kabupaten Malang pada tahun 2016 merupakan daerah dengan jumlah penduduk miskin terbanyak yaitu 293.74 ribu jiwa, sedangkan daerah yang memiliki jumlah penduduk miskin paling sedikit yaitu Kota Mojokerto pada tahun 2016 sebesar 7.24 ribu jiwa.

Pengeluaran per kapita merupakan salah satu pemicu yang dapat mempengaruhi ketimpangan pendapatan. Kota Surabaya pada tahun 2017 memiliki pengeluaran per kapita terbesar yaitu 16726 ribu rupiah/orang/tahun. Pengeluaran per kapita terkecil sebesar 7577 ribu rupiah/orang/tahun yaitu di Kabupaten Sumenep pada tahun 2015.

Selain itu, salah satu faktor yang dapat mempengaruhi ketimpangan pendapatan adalah IPM. IPM tertinggi terjadi di Kota Surabaya pada tahun 2017 yaitu sebesar 81.07, sedangkan IPM terendah terjadi di Kabupaten Sampang pada tahun 2015 yaitu sebesar 58.18.

Gambar 4.1 berikut merupakan peta kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur.



Gambar 4.1. Peta Provinsi Jawa Timur

4.2. Penentuan Model Panel

Penentuan model panel dilakukan untuk memilih model antara *fixed effect* atau *random effect* yang tepat digunakan untuk data Gini Rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015-2017. Dalam penelitian ini menggunakan uji Hausmann sebagai dasar pemilihan menggunakan model *fixed effect* atau model *random effect*.

4.2.1. Model Efek Tetap (Fixed Effect)

Pendugaan parameter untuk model *fixed effect* disajikan pada

Tabel 4.2 dengan hasil lebih rinci pada Lampiran 4.

Tabel 4.2 Pendugaan Parameter Model *Fixed Effect*

Parameter	Nilai Dugaan
β_1	-3.0667×10^{-7}
β_2	0.1137×10^{-2}
β_3	0.2805×10^{-4}
β_4	-5.6068×10^{-3}

Berdasarkan Tabel 4.2 yang didapat dituliskan pada persamaan (4.1).

$$GR = \beta_i + (-3.0667 \times 10^{-7}) JP_{it} + 0.1137 \times 10^{-2} JPM_{it} + 0.2805 \times 10^{-4} PP_{it} + (-5.6068 \times 10^{-3}) IPM_{it} \tag{4.1}$$

4.2.2. Model Efek Acak (Random Effect)

Pendugaan parameter untuk model efek acak disajikan pada

Table 4.3 dengan hasil lebih rinci pada Lampiran 4.

Tabel 4.3. Pendugaan Parameter Model Efek Acak

Parameter	Nilai Dugaan
β_0	2.0597×10^{-2}
β_1	1.5897×10^{-8}
β_2	-2.5263×10^{-4}
β_3	-2.2191×10^{-8}
β_4	2.1778×10^{-3}

Berdasarkan Tabel 4.3 didapatkan model yang dituliskan pada persamaan (4.2).

$$GR = 2.0597 \times 10^{-2} + 1.5897 \times 10^{-8} JP_{it} + (-2.5263 \times 10^{-4}) JPM_{it} + (-2.2191 \times 10^{-8}) PP_{it} + 2.1778 \times 10^{-3} IPM_{it} + u_i \tag{4.2}$$

4.2.3. Uji Hausman

Setelah melakukan pendugaan parameter model *fixed effect* dan *random effect*, maka dipilih model terbaik untuk memodelkan gini rasio menggunakan uji Hausman. Hasil uji Hausman dirangkum pada Tabel 4.4 dan secara rinci tertera pada Lampiran 4. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut.

$H_0 : h = 0$ (model yang tepat adalah model *random effect*) vs

$H_1 : h \neq 0$ (model yang tepat adalah model *fixed effect*)

Tingkat signifikansi (α) : 5%

Tabel 4.4 Hasil Uji Hausman

Statistik Uji	<i>p-value</i>	Keputusan
5.8979	0.2069	Terima H_0

Berdasarkan Tabel 4.4 hasil uji Hausman memiliki *p-value* (0.2069) > 0.05 sehingga terima H_0 . Dapat disimpulkan bahwa dengan taraf nyata 5%, model *random effect* lebih baik dalam memodelkan gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur.

4.2.4. Pengujian Residual Model Panel

Pengujian terhadap residual model panel disajikan pada Tabel 4.5 dengan hasil lebih rinci pada Lampiran 4.

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_p = 0$ (tidak terdapat autokorelasi)

$H_1 : \text{paling tidak terdapat } 1 \rho_p \neq 0$ (terdapat autokorelasi)

Tabel 4.5 Hasil Residual Model Panel

Statistik Uji	<i>p-value</i>	Keputusan
16.164	0.0061	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.5, memiliki *p-value* (0.0061) < 0.05 sehingga tolak H_0 . Dapat disimpulkan bahwa dengan taraf nyata 5%, terdapat autokorelasi pada model *random effect* sehingga mengindikasikan terdapat pengaruh spasial pada gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur Tahun 2015-2017.



4.3. Matriks Pembobot Spasial

Sebelum melakukan analisis spasial, terlebih dahulu ditentukan matriks pembobot spasial. Keterkaitan antar lokasi pada regresi panel spasial dinyatakan dalam matriks pembobot spasial. Pembobot spasial yang digunakan dihitung dengan metode *K-Nearest Neighbour* (KNN) dan *distance band*. Penggunaan matriks pembobot spasial dengan perhitungan jarak pada kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dapat mengakomodir kabupaten di Pulau Madura yang tidak bersinggungan secara langsung dengan daerah lainnya.

Matriks pembobot spasial dihitung menggunakan titik koordinat masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Titik koordinat yang berskala derajat ($^{\circ}$) kemudian diubah menjadi satuan meter agar jarak yang dihasilkan memiliki satuan meter. Titik koordinat kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yang digunakan terdapat pada Lampiran 2. Matriks pembobot spasial yang dihasilkan terdapat pada Lampiran 3.

4.4. Pengujian Efek Autokorelasi Spasial

Sebelum melakukan pemodelan, dilakukan pengujian efek autokorelasi spasial menggunakan uji Moran's I. Pada penelitian ini k terbaik dipilih berdasarkan p -value terkecil pada hasil uji autokorelasi spasial. Hal ini dikarenakan k dengan p -value terkecil merupakan nilai k yang paling mendekati keterkaitan spasial yang signifikan. Uji autokorelasi dilakukan pada $k = 1, 2, \dots, 10$. Hasil pengujian efek autokorelasi spasial pada gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015-2017 secara berturut-turut dapat dilihat pada Tabel 4.6, Tabel 4.7 dan Tabel 4.8 dan secara rinci terdapat pada Lampiran 5.

Tabel 4.6 Hasil Pengujian Autokorelasi Spasial pada Gini Rasio

Tahun 2015

k	<i>Moran I</i>	<i>p-value</i>
1	0.06054162	0.666
2	0.14713240	0.225

<i>k</i>	<i>Moran I</i>	<i>p-value</i>
3	0.13922071	0.156
4	0.11401589	0.155
5	0.10567265	0.133
6	0.09794233	0.114
7	0.11469492	0.049
8	0.05597598	0.204
9	0.03602477	0.288
10	0.04092813	0.220

Berdasarkan Tabel 4.6 hasil uji autokorelasi spasial menggunakan Moran's I menunjukkan bahwa *p-value* yang terkecil adalah pada $k = 7$ yaitu sebesar $0.049 < 0.05$, sehingga tolak H_0 . Dengan taraf nyata 5% dapat disimpulkan bahwa terdapat keterkaitan spasial antar 38 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015.

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Autokorelasi Spasial pada Gini Rasio Tahun 2016

<i>k</i>	<i>Moran I</i>	<i>p-value</i>
1	-0.06184252	0.864
2	0.08020402	0.455
3	0.06764425	0.419
4	0.10581766	0.180
5	0.07686324	0.239
6	0.09314631	0.129
7	0.12344824	0.036
8	0.10717246	0.040
9	0.11072858	0.020
10	0.10410583	0.018

Berdasarkan Tabel 4.7 hasil uji autokorelasi spasial menggunakan Moran's I menunjukkan bahwa nilai *p-value* yang terkecil adalah pada $k = 10$ yaitu sebesar $0.018 < 0.05$ maka tolak H_0 .



Dengan taraf nyata 5% dapat disimpulkan bahwa terdapat keterkaitan spasial antar 38 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2016.

Tabel 4.8 Hasil Pengujian Autokorelasi Spasial pada Gini Rasio Tahun 2017

k	$Moran I$	p -value
1	0.03528533	0.7584
2	0.07121123	0.4933
3	0.10694140	0.2529
4	0.13442855	0.1032
5	0.11983131	0.0963
6	0.09827577	0.1134
7	0.11411489	0.0496
8	0.05802594	0.1934
9	0.03563527	0.2914
10	0.04604175	0.1875

Berdasarkan Tabel 4.8 hasil uji autokorelasi spasial menggunakan Moran's I menunjukkan bahwa p -value terkecil adalah pada $k = 7$ yaitu sebesar $0.0496 < 0.05$ maka tolak H_0 . Dengan taraf nyata 5% dapat disimpulkan bahwa terdapat keterkaitan spasial antar 38 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2017.

Berdasarkan ketiga hasil pengujian autokorelasi spasial, dapat dilihat nilai k terkecil yaitu $k=7$ dan p -value dari statistik Moran's I < 0.05 , sehingga dapat simpulkan bahwa terdapat autokorelasi spasial pada data Gini Rasio di kabupaten/kota Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015-2017.

4.5. Model Regresi Panel Spasial

Model regresi panel spasial adalah model regresi pada gabungan data *cross section* dan deret waktu yang melibatkan efek spasial pada data gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015-2017. Model yang digunakan pada penelitian ini

yaitu Model *Spatial Autoregressive (SAR)* dan *Spatial Error Model (SEM)* dengan menggunakan dua pembobot spasial yaitu *K-Nearest Neighbour (KNN)* dan *distance band*.

4.5.1. SAR-RE dengan Matriks KNN

Hasil pendugaan parameter model SAR-RE disajikan pada Tabel 4.9 dengan hasil lebih rinci dirangkum pada Lampiran 6.

Tabel 4.9 Pendugaan Parameter Model SAR-RE

Model	Parameter	Nilai Dugaan	<i>p-value</i>
SAR-RE	λ	-9.4062×10^{-3}	0.96920
	β_0	2.0627×10^{-1}	0.03556*
	β_1	1.6047×10^{-8}	0.09947
	β_2	-2.5382×10^{-4}	0.01659*
	β_3	-1.6755×10^{-7}	0.96435
	β_4	2.2417×10^{-3}	0.20936

Berdasarkan hasil pendugaan parameter pada Tabel 4.9, didapatkan model SAR-RE yang dapat dituliskan pada persamaan (4.3).

$$GR_{it} = -9.4062 \times 10^{-3} \sum_{j=1}^{38} w_{ij} GR_{jt} + 1.6047 \times 10^{-8} JP_{it} + (-2.5382 \times 10^{-4}) JPM_{it} + (-1.6755 \times 10^{-7}) PP_{it} + 2.2417 \times 10^{-3} IPM_{it} + 2.20627 \times 10^{-1}$$

(4.3)

Berdasarkan model pada persamaan (4.3), variabel berpengaruh signifikan pada model SAR-RE menggunakan matriks KNN, yaitu jumlah penduduk miskin.

4.5.2. SEM-RE dengan Matriks KNN

Hasil pendugaan parameter SEM-RE disajikan pada table 4.10 dengan hasil lebih rinci pada Lampiran 7.

Tabel 4.10 Pendugaan Parameter Model SEM-RE

Model	Parameter	Nilai Dugaan	<i>p-value</i>
SEM-RE	ρ	6.5996×10^{-2}	0.7360
	β_0	2.0398×10^{-1}	0.3848*
	β_1	1.6012×10^{-8}	0.1012
	β_2	-2.5312×10^{-4}	0.0172*
	β_3	-8.4325×10^{-8}	0.9821
	β_4	2.2152×10^{-3}	0.2165

Berdasarkan hasil pendugaan parameter pada Tabel 4.10, didapatkan model SEM-RE yang dapat dituliskan pada persamaan (4.4) dan (4.5).

$$GR_{it} = 1.6012 \times 10^{-8} JP_{it} + (-2.5312 \times 10^{-4}) JPM_{it} + (-8.4325 \times 10^{-8}) PP_{it} + 2.2152 \times 10^{-3} IPM_{it} + 2.03981 \times 10^{-1} + u_{it} \quad (4.4)$$

$$u_{it} = (6.5996 \times 10^{-2}) \sum_{j=1}^{38} w_{ij} u_{jt} \quad (4.5)$$

Berdasarkan model pada persamaan (4.4) dan (4.5), dapat dilihat bahwa variabel yang berpengaruh signifikan pada model SEM-RE menggunakan matriks KNN, yaitu jumlah penduduk miskin.

4.5.3. SAR-RE dengan Matriks *Distance Band*

Hasil pendugaan parameter SAR-RE disajikan pada Tabel 4.11 dengan hasil lebih rinci pada Lampiran 6.

Tabel 4.11 Pendugaan Parameter Model SAR-RE

Model	Parameter	Nilai Dugaan	<i>p-value</i>
SAR-RE	λ	2.7252×10^{-1}	0.1207
	β_0	9.0224×10^{-2}	0.3469
	β_1	1.5706×10^{-8}	0.0989
	β_2	-2.4304×10^{-4}	0.0189*
	β_3	-5.5082×10^{-7}	0.8805
	β_4	2.5651×10^{-3}	0.1417



Berdasarkan hasil pendugaan parameter pada Tabel 4.11, didapatkan model SEM-RE yang dapat dituliskan pada persamaan (4.6).

$$GR_{it} = 2.7252 \times 10^{-1} \sum_{j=1}^{38} w_{ij} GR_{jt} + 1.5706 \times 10^{-8} JP_{it} + (-2.4304 \times 10^{-4}) JPM_{it} + (-5.5082 \times 10^{-7}) PP_{it} + 2.5651 \times 10^{-3} IPM_{it} + 9.0224 \times 10^{-2}$$
(4.6)

Berdasarkan model pada persamaan (4.6), dapat dilihat bahwa variabel yang berpengaruh signifikan pada model SAR-RE menggunakan matriks *distance band*, yaitu jumlah penduduk miskin.

4.5.4. SEM-RE dengan Matriks *Distance Band*

Pendugaan parameter SEM-RE disajikan pada Tabel 4.12 dengan hasil lebih rinci pada Lampiran 7.

Tabel 4.12 Pendugaan Parameter Model SEM-RE

Model	Parameter	Nilai Dugaan	<i>p-value</i>
SEM-RE	ρ	3.1509×10^{-1}	0.13170
	β_0	1.8350×10^{-1}	0.05373
	β_1	1.5222×10^{-8}	0.10566
	β_2	-2.3908×10^{-4}	0.01924*
	β_3	-4.9678×10^{-7}	0.89276
	β_4	2.5568×10^{-3}	0.14105

Berdasarkan hasil pendugaan parameter pada Tabel 4.12, didapatkan model SEM-RE yang dapat dituliskan pada persamaan (4.7) dan (4.8).

$$GR_{it} = 1.5222 \times 10^{-8} JP_{it} + (-2.3908 \times 10^{-4}) JPM_{it} + (-4.9678 \times 10^{-7}) PP_{it} + 2.5568 \times 10^{-3} IPM_{it} + 1.8350 \times 10^{-1} + u_{it}$$
(4.7)

$$u_{it} = (3.1509 \times 10^{-1}) \sum_{j=1}^{38} w_{ij} u_{jt}$$
(4.8)

Berdasarkan model pada persamaan (4.7) dan (4.8), dapat dilihat bahwa variabel yang berpengaruh signifikan pada model SEM-RE menggunakan matriks *distance band*, yaitu jumlah penduduk miskin.

4.6. Pengujian Asumsi

Terdapat empat uji asumsi regresi panel spasial yang dilakukan terhadap residual model yang telah diperoleh yaitu normalitas galat, multikolinieritas, autokorelasi spasial dan heterogenitas spasial. Pengujian asumsi secara rinci disajikan pada Lampiran 8.

4.6.1. Normalitas Galat

Pengujian asumsi normalitas dilakukan untuk melihat sebaran galat menyebar secara normal atau tidak. Pada penelitian ini, pengujian asumsi normalitas galat dilakukan dengan uji *Jarque Bera* yang berlandaskan hipotesis:

$H_0 : \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ (galat menyebar normal) vs

$H_1 : \varepsilon \not\sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ (galat tidak menyebar normal)

Tingkat signifikansi (α) : 5%

Hasil pengujian asumsi normalitas tertera pada Tabel 4.13

Tabel 4.13 Hasil Pengujian Asumsi Normalitas

Model	Statistik Uji	<i>p-value</i>	Keputusan
SAR-RE dan matriks KNN	1.8404	0.3984	Terima H_0
SEM-RE dan matriks KNN	1.8347	0.3996	Terima H_0
SAR-RE dan matriks <i>distance band</i>	2.0380	0.3610	Terima H_0

Model	Statistik Uji	<i>p-value</i>	Keputusan
SEM-RE dan matriks <i>distance band</i>	2.0843	0.03527	Terima H_0

Tabel 4.13 menunjukkan bahwa *p-value* dari keempat model lebih besar dari 0.05 sehingga terima H_0 . Dengan taraf nyata 5% dapat disimpulkan bahwa asumsi normalitas terpenuhi atau galat menyebar normal.

4.6.2. Multikolinieritas

Pengujian multikolinieritas dilakukan untuk mendeteksi adanya korelasi antar peubah prediktor menggunakan nilai VIF. Nilai VIF tiap variabel prediktor secara rinci dirangkum pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Nilai VIF Variabel Prediktor

Variabel	VIF
JP	4.300237
JPM	6.921415
PP	6.882144
IPM	9.838188

Berdasarkan Tabel 4.14, semua variabel prediktor dari keempat model memiliki nilai VIF < 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat korelasi antar variabel prediktor sehingga asumsi non-multikolinieritas terpenuhi.

4.6.3. Autokorelasi Spasial

Pengujian asumsi autokorelasi spasial pada galat model menggunakan uji Moran's I dengan hipotesis yang berlandaskan $H_0: I = 0$ (tidak ada autokorelasi antar lokasi) vs $H_1: I \neq 0$ (terdapat autokorelasi antar lokasi)

Tingkat signifikansi (α) : 5%

Hasil pengujian asumsi autokorelasi spasial terangkum pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Hasil Pengujian Autokorelasi Spasial

Model	Tahun	Statistik Uji	<i>p-value</i>	Keputusan
SAR-RE dan matriks KNN	2015	-0.118797	0.9002	Terima H_0
	2016	-0.012351	0.4187	Terima H_0
	2017	-0.083280	0.7847	Terima H_0
SEM-RE dan matriks KNN	2015	-0.118712	0.9000	Terima H_0
	2016	-0.012312	0.4185	Terima H_0
	2017	-0.083311	0.7848	Terima H_0
SAR-RE dan matriks <i>distance band</i>	2015	0.045306	0.0941	Terima H_0
	2016	0.127068	0.0025	Tolak H_0
	2017	0.014711	0.2229	Terima H_0
SEM-RE dan matriks <i>distance band</i>	2015	0.045249	0.0942	Terima H_0
	2016	0.127182	0.0025	Tolak H_0
	2017	0.014503	0.2240	Terima H_0

Berdasarkan Table 4.15 menunjukkan bahwa keempat model memiliki $p\text{-value} < 0.05$ maka terima H_0 . Dengan taraf nyata 5% dapat disimpulkan bahwa galat keempat model saling bebas antar lokasi.

4.6.4. Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial menunjukkan adanya keragaman antar lokasi sehingga memiliki struktur dan hubungan yang berbeda. Pengujian heterogenitas spasial dapat dilakukan dengan menggunakan uji Breusch-Pagan dengan hipotesis yang berlandaskan

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

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

Tingkat signifikansi (α) : 5%

Hasil uji asumsi heterogenitas spasial terangkum pada Tabel 4.16



Tabel 4.16 Hasil Pengujian Heterogenitas Spasial

Model	BP	<i>p-value</i>	Keputusan
SAR-RE dan matriks KNN	2.036823	0.8440267	Terima H_0
SEM-RE dan matriks KNN	1.772567	0.8796337	Terima H_0
SAR-RE dan matriks <i>distance band</i>	0.538296	0.9906539	Terima H_0
SEM-RE dan matriks <i>distance band</i>	1.847788	0.8697801	Terima H_0

Berdasarkan Tabel 4.16, menunjukkan keempat model memiliki *p-value* > dari 0.05 maka terima H_0 , sehingga dapat dikatakan bahwa ragam galat pada keempat model homogen atau tidak terdapat heterogenitas

4.7. Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan empat model gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yang diperoleh, kemudian dipilih model terbaik menggunakan kriteria AIC dan SIC. Nilai AIC dan SIC terkecil merupakan model terbaik. Nilai SIC dan AIC dari setiap model disajikan pada Tabel 4.17.

Tabel 4.17 Nilai AIC dan SIC

Model	AIC	SIC
SAR-RE dan matriks KNN	6.836×10^{-4}	3.131×10^{-3}
SEM-RE dan matriks KNN	6.722×10^{-4}	3.078×10^{-3}
SAR-RE dan matriks <i>distance band</i>	1.018×10^{-2}	4.661×10^{-2}
SEM-RE dan matriks <i>distance band</i>	6.724×10^{-4}	3.079×10^{-3}

Berdasarkan Tabel 4.17 diketahui bahwa model SEM-RE dengan menggunakan matriks KNN merupakan model terbaik untuk karena memiliki nilai AIC dan SIC relatif lebih kecil daripada ketiga model lainnya. Nilai AIC dan SIC pada model SEM-RE dengan menggunakan KNN menunjukkan banyaknya informasi yang hilang

yaitu masing-masing sebesar 0.06722% dan 0.3078%. Dapat disimpulkan bahwa model SEM-RE dengan menggunakan matriks KNN lebih baik digunakan untuk memodelkan pengaruh jumlah penduduk, jumlah penduduk miskin, pendapatan per kapita dan indeks pembangunan manusia terhadap gini rasio di kabupaten/kota Provinsi Jawa Timur.

4.8. Interpretasi Model

Berdasarkan kriteria AIC dan SIC, model SEM-RE dengan menggunakan matriks KNN merupakan model yang paling tepat untuk data Gini Rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2015-2017. Model SEM-RE yang terbentuk dapat ditunjukkan pada persamaan (4.4) dan (4.5) yang akan dituliskan kembali sebagai berikut.

$$GR_{it} = 1.6012 \times 10^{-8} JP_{it} + (-2.5312 \times 10^{-4}) JPM_{it} + (-8.4325 \times 10^{-8}) PP_{it} + 2.2152 \times 10^{-3} IPM_{it} + 2.03981 \times 10^{-1} + u_{it}$$

$$u_{it} = (6.5996 \times 10^{-2}) \sum_{j=1}^{38} w_{ij} u_{jt}$$

Berdasarkan uji signifikan parameter model yang telah dilakukan, didapatkan bahwa jumlah penduduk miskin secara signifikan berpengaruh terhadap gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Model tersebut mengasumsikan bahwa terdapat pengaruh galat pada suatu lokasi terhadap galat di lokasi sekitarnya. Pengaruh galat tersebut merupakan faktor lain yang tidak terdapat di dalam model. Namun pada penelitian ini, koefisien autokorelasi spasial atau efek spasial pada galat tidak berpengaruh secara signifikan sehingga tidak terdapat pengaruh galat pada suatu lokasi terhadap galat di lokasi sekitarnya.

Sebagian besar nilai gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yaitu sebesar 0.203981, dengan faktor lain dianggap tetap. Apabila jumlah penduduk miskin di kabupaten/kota yang diamati pada

lokasi ke- i waktu ke- t meningkat sebesar 1 satuan maka gini rasio di kabupaten/kota yang diamati pada lokasi ke- i waktu ke- t akan menurun sebesar 0.00025312 satuan, dengan faktor lain dianggap tetap. Banyak literatur yang menyebutkan terdapat hubungan positif antara kemiskinan dan tingkat ketimpangan pendapatan. Namun, untuk kasus di daerah Indonesia tidak berlaku teori umum tersebut. Menurut penelitian BPS (2009), Indonesia memiliki karakteristik daerah/wilayah yang berbeda-beda sehingga memungkinkan terjadinya hubungan yang negatif antara kemiskinan dan tingkat ketimpangan pendapatan tergantung kepada karakteristik yang dimiliki masing-masing daerah/wilayah.

Sementara variabel jumlah penduduk, pengeluaran per kapita dan indeks pembangunan manusia tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gini rasio di Provinsi Jawa Timur. Berdasarkan pada persamaan (4.4) dan (4.5) menunjukkan bahwa jumlah penduduk dan indeks pembangunan manusia memiliki hubungan yang positif terhadap gini rasio di Provinsi Jawa Timur, sedangkan pengeluaran per kapita memiliki hubungan yang negatif. Hasil tersebut sesuai dengan penelitian Haryanto (2013), Bantika dkk., (2015), Arif dan Wicaksani (2017), Astuti (2015) serta Syaadah dan Listyani (2016) yang menyebutkan bahwa terdapat hubungan yang positif antara jumlah penduduk dan indeks pembangunan manusia terhadap gini rasio di Provinsi Jawa Timur serta terdapat hubungan yang negatif antara pengeluaran per kapita terhadap gini rasio.

BAB V PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang diperoleh, ditarik beberapa kesimpulan yaitu:

1. *Spatial Error Model Random Effect* (SEM-RE) menggunakan matriks *K-Nearest Neighbour* (KNN) merupakan model yang sesuai untuk gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015-2017.
2. Jumlah penduduk miskin merupakan variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap gini rasio kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015-2017.

5.2. Saran

Saran yang dapat diberikan dari penelitian ini antara lain:

1. Pada penelitian selanjutnya, menambah atau mengganti variabel prediktor lain yang dapat mempengaruhi gini rasio di kabupaten/kota Provinsi Jawa Timur perlu dilakukan. Selain itu dapat disarankan penambah rentang tahun amatan agar mampu memberikan informasi lebih lengkap tentang gini rasio.
2. Disarankan juga dapat digunakan matriks pembobot spasial metode jarak lainnya selain KNN dan *distance band*. Selanjutnya dikarenakan model yang terbentuk pada penelitian ini masih belum dapat mengandung efek spasial pada galat, maka penelitian selanjutnya disarankan menggunakan model spasial lain agar model yang terbentuk semakin baik dalam memodelkan gini rasio.



DAFTAR PUSTAKA

- Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht The Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- Arif, M. dan Wicaksana, R. A. 2017. *Ketimpangan Pendapatan Propinsi Jawa Timur dan Faktor-faktor yang Mempengaruhinya*. URECOL, 323-328.
- Astuti, R. D. 2015. *Analisis Determinan Ketimpangan Distribusi Pendapatan Di Daerah Istimewa Yogyakarta Periode 2005-2013*. Fakultas Ekonomi. Universitas Negeri Yogyakarta.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2019. *Kependudukan*. <https://www.bps.go.id/subject/12/kependudukan.html>. di akses pada tanggal 20 September 2019.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2019. *Kemiskinan dan Ketimpangan*. <https://www.bps.go.id/subject/23/kemiskinan-dan-ketimpangan.html>. di akses pada tanggal 20 September 2019.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2019. *Konsumsi dan Pengeluaran*. <https://www.bps.go.id/subject/5/konsumsi-dan-pengeluaran.html>. di akses pada tanggal 20 September 2019.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2015. *Indeks pembangunan manusia* [diunduh 1 Oktober 2019]. Tersedia pada <https://barrukab.bps.go.id/publication/2016/10/28/561609799ed873a95b9607f7/indeks-pembangunan-manusia-kabupaten-barru-2015.html>.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2017. *Analisis Gini Ratio Tebing Tinggi 2017* [diunduh 26 Oktober 2019]. Tersedia pada <https://tebingtinggikota.bps.go.id/publication/2018/10/30/ade72ba966b1661682342e6d/analisis-gini-ratio-kota-tebing-tinggi-2017.html>.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2009. *Analisis Kemiskinan, Ketenagakerjaan dan Distribusi Pendapatan* [diunduh 23 Januari 2020]. Tersedia pada <https://www.bps.go.id/publication/2009/03/04/bfe286bb431babaad062642f/analisis-kemiskinan-ketenagakerjaan-dan-distribusi-pendapatan.html>.
- Baltagi, B.H. 2005. *Econometric Analysis of Panel Data*, Third Edition. UK: John Wiley & Son Ltd.

- Bantika, V., Benu, O. L., dan Kapantow, G. H. 2015. Faktor-faktor yang Mempengaruhi Ketimpangan Distribusi Pendapatan di Sulawesi Utara. In *COCOS*, 6(17).
- Damanik, A. M., Zulgani, Z., dan Rosmeli, R. 2018. Faktor-faktor yang mempengaruhi ketimpangan pendapatan melalui pertumbuhan ekonomi di Provinsi Jambi. *e-Jurnal Perspektif Ekonomi dan Pembangunan Daerah*, 7(1), 15-25.
- Diputra, T. F., Sadik, K., dan Angraini, Y. 2012. Pemodelan Data Panel Spasial Dengan Dimensi Ruang Dan Waktu (Spatial Panel Data Modeling with Space and Time Dimensions). In *Forum Statistika Dan Komputasi*, 17(1).
- Elhorst, J. P. 2014. *Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels*. Berlin: Springer.
- Fulgsang, S. 2013. *Determinants of Income Inequality: Sub-Saharan Perspective*, Aarhus.
- Getis, A dan Aldstadt J. 2004. Constructing the spatial weights matrix using local statistic. *Geographical Analysis* 36:90-104.
- Gujarati, D. N dan Porter D. C. 2012. *Dasar – dasar Ekonometrika Basic Econometrics*. Buku 2 Edisi 5. Jakarta : Penerbit Salemba Empat. America : Mc Graw Hill.
- Hariani, E. 2019. *A Study of Factors Affecting Income Inequality in 38 East Java Districts/Cities in 2012-2015*. Universitas Airlangga.
- Husniyah, N. 2018. *Pemodelan Regresi Panel Spasial Menggunakan Matriks Pembobot Spasial Queen Contiguity dan Rook Contiguity*. Skripsi. Tidak Diterbitkan. Fakultas MIPA. Universitas Brawijaya: Malang.
- Judge, G., Hill, C., Griffiths, W. E., Lutkepohl, H., dan Chaolee, T. 1982. *Introduction to the theory and practice of econometrics*. Singapore: John Wiley & Sons.
- Millawati, N. 2018. *Pemodelan Ekonometrika Spasial Menggunakan Matriks Pembobot Spasial Metode Queen's Move Contiguity dan Rook Contiguity*. Skripsi. Tidak Diterbitkan. Fakultas MIPA. Universitas Brawijaya: Malang.
- Pramoedyo, H. dan Trisilia, M. 2012. *General Spatial Models (GSM) Approach on Baby Infant Mortality Data*. *Natural B*, 1(3), 240-247.
- Pramoedyo, H. 2017. *Analisis Spasial Dasar*. Malang: UM Press.

- Prastika, B.A. 2018. *Pemodelan Laju Pertumbuhan Ekonomi Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur Tahun 2014-2016 Menggunakan Regresi Panel Spasial*. Skripsi. Tidak Diterbitkan. Fakultas MIPA. Universitas Brawijaya: Malang.
- Rahayu, A.D. 2019. *Pemodelan Regresi Panel Spasial Dengan Matriks Pembobot K -Nearest Neighbor*. Skripsi. Tidak Diterbitkan. Fakultas MIPA. Universitas Brawijaya: Malang.
- Syaadah, L. dan Listyani, E. 2016. *Spatial Autoregressive Model dan Matriks Pembobot Spasial $Rook$ Contiguity untuk Pemodelan Gini Ratio Di Indonesia Tahun 2014*. *Jurnal Matematika-S1*, 5(4).
- Smith TE. 2014. *Areal data analysis (Part III)*. Notebook for spatial data analysis [internet]. [diunduh 16 September 2018]. Tersedia pada: <http://www.seas.upenn.edu/~ese502/#contents>.
- Tiro, M.A. 2018. *Perbandingan Matriks Pembobot Spasial Optimum Dalam Spatial Error Model (SEM)*. S1 thesis, Universitas Negeri Makassar.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Variabel Respon dan Prediktor

No	Kab/Kota	Tahun	GR	JP	JPM	PP	IPM
1	Pacitan	2015	0.33	550986	92.08	7686	64.92
		2016	0.36	552307	85.53	8048	65.74
		2017	0.32	553388	85.264	8288	66.51
2	Ponorogo	2015	0.36	867393	103.22	8654	68.16
		2016	0.36	868814	102.06	8908	68.93
		2017	0.34	869894	99.033	9107	69.26
3	Trenggalek	2015	0.37	689200	92.17	8445	67.25
		2016	0.39	691295	91.49	8829	67.78
		2017	0.35	693104	89.769	9034	68.10
4	Tulungagung	2015	0.36	1021190	87.37	9534	70.07
		2016	0.37	1026101	84.35	9881	70.82
		2017	0.35	1030790	82.8	10114	71.24
5	Blitar	2015	0.33	1145396	114.12	9272	68.13
		2016	0.34	1149710	113.51	9467	68.88
		2017	0.37	1153803	112.933	9828	69.33
6	Kediri	2015	0.34	1546883	199.38	9883	68.91
		2016	0.38	1554385	197.43	10140	69.87
		2017	0.34	1561392	191.082	10326	70.47
7	Malang	2015	0.38	2544315	292.87	8845	66.63
		2016	0.32	2560675	293.74	9018	67.51
		2017	0.35	2576596	283.961	9356	68.47
8	Lumajang	2015	0.29	1030193	118.51	7921	63.02
		2016	0.35	1033698	115.91	8311	63.74
		2017	0.31	1036823	112.65	8503	64.23
9	Jember	2015	0.33	2407115	269.54	8255	63.04
		2016	0.31	2419000	265.1	8409	64.01
		2017	0.34	2430185	266.897	8698	64.96

Lampiran 1. (Lanjutan)

No	Kab/Kota	Tahun	GR	JP	JPM	PP	IPM
10	Banyuwangi	2015	0.34	1594083	146	10692	68.08
		2016	0.33	1599811	140.45	11171	69.5
		2017	0.34	1604897	138.54	11438	69.64
11	Bondowoso	2015	0.32	761205	113.72	9519	63.95
		2016	0.35	765094	114.63	10007	64.52
		2017	0.32	768912	111.66	10086	64.75
12	Situbondo	2015	0.33	669713	91.17	8677	64.53
		2016	0.35	673282	89.68	9106	65.08
		2017	0.33	676703	88.23	9178	65.68
13	Probolinggo	2015	0.30	1140480	236.96	9976	63.83
		2016	0.31	1148012	240.47	10170	64.12
		2017	0.36	1155214	236.72	10239	64.28
14	Pasuruan	2015	0.32	1581787	169.19	8707	65.04
		2016	0.32	1593683	168.06	9198	65.71
		2017	0.34	1605307	165.64	9556	66.69
15	Sidoarjo	2015	0.35	2117279	136.13	12879	77.43
		2016	0.37	2150482	136.79	13320	78.17
		2017	0.34	2183682	135.42	13710	78.70
16	Mojokerto	2015	0.31	1080389	113.86	11559	70.85
		2016	0.30	1090075	115.38	11798	71.38
		2017	0.32	1099504	111.79	12240	72.36
17	Jombang	2015	0.32	1240985	133.75	9963	69.59
		2016	0.34	1247303	133.32	10237	70.03
		2017	0.34	1253078	131.16	10560	70.88
18	Nganjuk	2015	0.35	1041716	132.04	10995	69.90
		2016	0.36	1045375	127.90	11451	70.50
		2017	0.33	1048799	125.52	11560	70.69



Lampiran 1. (Lanjutan)

No	Kab/Kota	Tahun	GR	JP	JPM	PP	IPM
19	Madiun	2015	0.32	676087	84.74	10710	69.39
		2016	0.34	677993	85.97	10904	69.67
		2017	0.32	679888	83.43	11012	70.27
20	Magetan	2015	0.34	627413	71.16	10594	71.39
		2016	0.37	627984	69.24	10988	71.94
		2017	0.39	628609	65.87	11288	72.60
21	Ngawi	2015	0.34	828783	129.32	10584	68.32
		2016	0.34	829480	126.65	10810	68.96
		2017	0.34	829899	123.76	10899	69.27
22	Bojonegoro	2015	0.32	1236607	193.99	8993	66.17
		2016	0.32	1240383	180.99	9420	66.73
		2017	0.29	1243906	178.25	9553	67.28
23	Tuban	2015	0.29	1152915	196.59	8940	65.52
		2016	0.33	1158374	198.35	9353	66.19
		2017	0.31	1163614	196.10	9540	66.77
24	Lamongan	2015	0.30	1187795	182.64	9821	69.84
		2016	0.30	1188193	176.92	10252	70.34
		2017	0.32	1188478	171.38	10664	71.11
25	Gresik	2015	0.31	1256313	170.76	11548	73.57
		2016	0.33	1270702	167.12	11961	74.46
		2017	0.29	1285018	164.08	12375	74.84
26	Bangkalan	2015	0.32	954305	216.23	7667	61.49
		2016	0.31	962773	205.71	8030	62.06
		2017	0.30	970894	206.53	8192	62.30
27	Sampang	2015	0.30	936801	240.35	7827	58.18
		2016	0.31	947614	227.80	8096	59.09
		2017	0.29	958082	225.13	8352	59.90
28	Pamekasan	2015	0.34	845314	146.92	7679	63.10
		2016	0.36	854194	142.32	7975	63.98

Lampiran 1. (Lanjutan)

No	Kab/Kota	Tahun	GR	JP	JPM	PP	IPM
29	Sumenep	2015	0.26	1072113	216.84	7577	62.38
		2016	0.31	1076805	216.14	7846	63.42
		2017	0.24	1081204	211.92	8316	64.28
30	Kota Kediri	2015	0.40	280004	23.77	10733	75.67
		2016	0.39	281978	23.64	11070	76.33
		2017	0.40	284003	24.072	11550	77.13
31	Kota Blitar	2015	0.37	137908	10.04	12258	76.00
		2016	0.41	139117	9.97	12499	76.71
		2017	0.39	139995	11.22	12910	77.10
32	Kota Malang	2015	0.38	851298	39.10	15420	80.05
		2016	0.41	856410	37.03	15732	80.46
		2017	0.42	861414	35.89	15939	80.65
33	Kota Probolinggo	2015	0.36	229013	18.66	10558	71.01
		2016	0.31	231112	18.37	10792	71.50
		2017	0.37	233123	18.23	11390	72.09
34	Kota Pasuruan	2015	0.39	194815	14.52	11963	73.78
		2016	0.40	196202	14.93	12295	74.11
		2017	0.38	197696	14.85	12557	74.39
35	Kota Mojokerto	2015	0.36	125706	7.72	12060	75.54
		2016	0.37	126404	7.24	12449	76.38
		2017	0.39	127279	7.28	12804	76.77
36	Kota Madiun	2015	0.38	174995	8.55	14723	79.48
		2016	0.42	175607	9.05	15300	80.01
		2017	0.36	176099	8.70	15415	80.13
37	Kota Surabaya	2015	0.42	2848583	165.72	15991	79.47
		2016	0.39	2862406	161.01	16295	80.38
		2017	0.39	2874699	154.71	16726	81.07

Lampiran 1. (Lanjutan)

No	Kab/Kota	Tahun	GR	Uni JP	JPM	PP	IPM
38	Kota Batu	2015	0.36	200485	9.43	11274	72.62
		2016	0.34	202319	9.05	11772	73.57
		2017	0.30	203997	8.77	12057	74.26



Lampiran 2. Data Titik Koordinat 38 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur

No	Kab/Kota	Latitude	Longitude	U	V
1.	Pacitan	111.1791	8.126201	519727.4	10898254
2.	Ponorogo	111.4994	7.931320	555039.6	10876738
3.	Trenggalek	111.6263	8.161720	568989.0	10902230
4.	Tulungagung	111.8872	8.113254	597745.6	10896925
5.	Blitar	112.2368	8.129433	636261.3	10898815
6.	Kediri	112.0863	7.828760	619770.5	10865522
7.	Malang	112.6407	8.121300	680774.6	10898074
8.	Lumajang	113.1376	8.125301	735539.3	10898771
9.	Jember	113.6635	8.230025	793450.1	10910705
10.	Banyuwangi	114.2054	8.364818	853094.5	10926067
11.	Bondowoso	113.9476	7.944023	825000.7	10879266
12.	Situbondo	114.0524	7.801378	836687.9	10863558
13.	Probolinggo	113.3210	7.866758	755921.8	10870278
14.	Pasuruan	112.8316	7.743181	701993.9	10856341
15.	Sidoarjo	112.7003	7.451632	687638.2	10824037
16.	Mojokerto	112.4843	7.548271	663758.9	10834638
17.	Jombang	112.2651	7.545102	639577.4	10834211
18.	Nganjuk	111.9384	7.597423	603518.6	10839905
19.	Madiun	111.6457	7.624239	571217.7	10842810
20.	Magetan	111.3579	7.662881	539472.5	10847046
21.	Ngawi	111.3431	7.439239	537858.3	10822320
22.	Bojonegoro	111.8098	7.255433	589400.7	10802066
23.	Tuban	111.8915	6.953157	598479.2	10768663
24.	Lamongan	112.3008	7.131243	643641.4	10788460
25.	Gresik	112.5386	7.146270	669908.4	10790202
26.	Bangkalan	112.9302	7.043867	713210.9	10779039
27.	Sampang	113.2561	7.051974	749227.3	10780097
28.	Pamekasan	113.5039	7.064970	776604.3	10781675
29.	Sumenep	113.8205	6.990251	811653.2	10773605
30.	Kota Kediri	112.0138	7.826305	611776.6	10865230
31.	Kota Blitar	112.1670	8.095025	628580.7	10894987
32.	Kota Malang	112.6364	7.978964	680360.7	10882330
33.	Kota Probolinggo	113.2053	7.775075	743214.1	10860066



Lampiran 2. (lanjutan)

No	Kab/Kota	Latitude	Longitude	U	V
34.	Kota Pasuruan	112.9097	7.649963	710660.2	10846069
35.	Kota Mojokerto	112.4374	7.471313	658617.8	10826110
36.	Kota Madiun	111.5284	7.627493	558278.6	10843153
37.	Kota Surabaya	112.7227	7.275410	690186.8	10804557
38.	Kota Batu	112.5311	7.833109	668815.6	10866155



Lampiran 3. Matriks Pembobot Spasial
Matriks KNN

	1	2	3	4	5	6	...	38
1	0	1	1	1	0	0	...	0
2	1	0	1	1	0	0	...	0
3	1	1	0	1	0	0	...	0
4	0	1	1	0	1	1	...	0
5	0	0	0	1	0	1	...	1
6	0	0	0	1	1	0	...	1
7	0	0	0	0	1	0	...	1
8	0	0	0	0	0	0	...	0
9	0	0	0	0	0	0	...	0
10	0	0	0	0	0	0	...	0
11	0	0	0	0	0	0	...	0
12	0	0	0	0	0	0	...	0
13	0	0	0	0	0	0	...	0
14	0	0	0	0	0	0	...	1
15	0	0	0	0	0	0	...	1
16	0	0	0	0	0	0	...	1
17	0	0	0	0	0	1	...	1
18	0	0	0	0	0	1	...	0
19	0	1	0	0	0	0	...	0



	1	2	3	4	5	6	...	38
20	1	1	1	0	0	0	...	0
21	1	1	0	0	0	0	...	0
22	0	0	0	0	0	0	...	0
23	0	0	0	0	0	0	...	0
24	0	0	0	0	0	0	...	0
25	0	0	0	0	0	0	...	0
26	0	0	0	0	0	0	...	0
27	0	0	0	0	0	0	...	0
28	0	0	0	0	0	0	...	0
29	0	0	0	0	0	0	...	0
30	0	0	0	1	1	1	...	0
31	0	0	0	1	1	1	...	1
32	0	0	0	0	1	0	...	1
33	0	0	0	0	0	0	...	0
34	0	0	0	0	0	0	...	1
35	0	0	0	0	0	0	...	1
36	0	1	0	0	0	0	...	0
37	0	0	0	0	0	0	...	0
38	0	0	0	0	1	0	...	0

Matriks *Distance Band*

	1	2	3	4	5	6	...	38
1	0	1	0	0	1	0	...	1
2	1	0	0	0	1	0	...	1
3	0	0	0	1	0	0	...	0
4	0	0	1	0	0	0	...	0
5	1	1	0	0	0	0	...	1
6	0	0	0	0	0	0	...	0
7	0	0	1	0	0	0	...	1
8	0	0	1	1	0	1	...	0
9	1	0	0	0	0	0	...	0
10	1	1	0	0	1	0	...	1
11	1	0	0	0	1	0	...	1
12	1	0	0	0	0	0	...	1
13	1	1	0	0	0	0	...	1
14	1	1	0	0	1	0	...	1
15	1	0	0	0	0	0	...	1
16	0	0	1	0	0	0	...	1
17	0	0	0	0	0	1	...	0
18	1	0	0	0	0	0	...	1
19	0	0	1	1	0	1	...	0
20	0	0	1	1	0	1	...	0



	1	2	3	4	5	6	...	38
21	1	1	0	0	0	0	...	1
22	1	1	0	0	1	0	...	1
23	0	0	1	1	0	0	...	0
24	0	0	0	0	0	1	...	0
25	1	1	0	0	1	0	...	1
26	1	0	0	0	1	0	...	0
27	0	0	0	0	0	0	...	0
28	1	1	0	0	1	0	...	1
29	0	0	1	0	0	0	...	1
30	1	0	0	0	0	0	...	1
31	1	0	0	0	1	0	...	1
32	0	0	1	0	0	0	...	1
33	0	0	1	0	0	0	...	1
34	1	1	0	0	1	0	...	1
35	1	0	0	0	0	0	...	1
36	0	0	1	1	0	1	...	0
37	1	0	0	0	0	0	...	1
38	1	1	0	0	1	0	...	0

Lampiran 4. Uji Hausman dan Pengujian Residual Model Panel

```
#uji hausmann
#membuat model regresi panel
#model fixed effect
```

Oneway (individual) effect Within Model

```
Call:
plm(formula = GR ~ JP + JPM + PP + IPM, data = data,
model = "within",
index = c("KabKota", "Tahun"))
```

Balanced Panel: n = 38. T = 3. N = 114

Residuals:

Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
-0.0380769	-0.0095282	-0.0012444	0.0100809	0.0409127

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t)
JP	-3.0667e-07	3.8412e-07	-0.7984	0.4273
JPM	1.1366e-03	9.5699e-04	1.1877	0.2389
PP	2.8047e-05	2.0434e-05	1.3726	0.1741
IPM	-5.6068e-03	1.1289e-02	-0.4967	0.6209

Total Sum of Squares: 0.029133
Residual Sum of Squares: 0.027516
R-Squared: 0.055511
Adj. R-Squared: -0.48232
F-statistic: 1.05792 on 4 and 72 DF. p-value: 0.38369

```
#model random effect
```

Oneway (individual) effect Random Effect Model
(Swamy-Arora's transformation)

```
Call:
plm(formula = GR ~ JP + JPM + PP + IPM, data = data,
model = "random",
index = c("KabKota", "Tahun"))
```

Balanced Panel: n = 38. T = 3. N = 114

Effects:

	var	std.dev	share
idiosyncratic	0.0003822	0.0195491	0.577
individual	0.0002805	0.0167474	0.423
theta:	0.4411		

Residuals:





Lampiran 5. Uji Moran's I pada Gini Rasio

```

awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un > moranknn1 (knn=1) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y1 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 0.4323. p-value = 0 ya
awijaya Un .6655 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.06054162 -0.02702703 0.04103195 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn1 (knn=2) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y1 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.2146. p-value = 0 ya
awijaya Un .2245 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.14713240 -0.02702703 0.02056107 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn1 (knn=3) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y1 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.4188. p-value = 0 ya
awijaya Un .1559 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.13922071 -0.02702703 0.01372934 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn1 (knn=4) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y1 ya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya

```

```
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
weights: w
awijaya Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya Moran I statistic standard deviate = 1.4237. p-value = 0
awijaya .1545 Brawijaya
awijaya alternative hypothesis: two.sided Brawijaya
awijaya sample estimates: Brawijaya
awijaya Moran I statistic Expectation Variance Brawijaya
awijaya 0.114015886 -0.027027027 0.009815004 Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya > moranknn1 (knn=5) Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya Moran I test under normality Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya data: Y1 Brawijaya
awijaya weights: w Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya Moran I statistic standard deviate = 1.5025. p-value = 0
awijaya .133 Brawijaya
awijaya alternative hypothesis: two.sided Brawijaya
awijaya sample estimates: Brawijaya
awijaya Moran I statistic Expectation Variance Brawijaya
awijaya 0.105672650 -0.027027027 0.007800014 Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya > moranknn1 (knn=6) Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya Moran I test under normality Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya data: Y1 Brawijaya
awijaya weights: w Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya Moran I statistic standard deviate = 1.5788. p-value = 0
awijaya .1144 Brawijaya
awijaya alternative hypothesis: two.sided Brawijaya
awijaya sample estimates: Brawijaya
awijaya Moran I statistic Expectation Variance Brawijaya
awijaya 0.097942335 -0.027027027 0.006265402 Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya > moranknn1 (knn=7) Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya Moran I test under normality Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya data: Y1 Brawijaya
awijaya weights: w Brawijaya
awijaya Brawijaya
awijaya Moran I statistic standard deviate = 1.9713. p-value = 0
awijaya .04869 Brawijaya
awijaya alternative hypothesis: two.sided Brawijaya
awijaya sample estimates: Brawijaya
awijaya Brawijaya
```





```

awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.114694924 -0.027027027 0.005168606 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn1 (knn=8) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y1 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.2691. p-value = 0 ya
awijaya Un .2044 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.055975983 -0.027027027 0.004277268 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn1 (knn=9) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y1 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.0616. p-value = 0 ya
awijaya Un .2884 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.036024767 -0.027027027 0.003527509 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn1 (knn=10) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y1 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.2257. p-value = 0 ya
awijaya Un .2203 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.040928138 -0.027027027 0.003073749 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn2 (knn=1) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya

```

```

awijaw Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaw Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaw Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaw Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaw Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awij data: Y2
awij weights: w
awij
awij Moran I statistic standard deviate = -0.17187. p-value =
awij 0.8635
awij alternative hypothesis: two.sided
awij sample estimates:
awij Moran I statistic Expectation Variance
awij -0.06184252 -0.02702703 0.04103195
awij
awij > moranknn2 (knn=2)
awij
awij Moran I test under normality
awij
awij data: Y2
awij weights: w
awij
awij Moran I statistic standard deviate = 0.74782. p-value =
awij 0.4546
awij alternative hypothesis: two.sided
awij sample estimates:
awij Moran I statistic Expectation Variance
awij 0.08020402 -0.02702703 0.02056107
awij
awij > moranknn2 (knn=3)
awij
awij Moran I test under normality
awij
awij data: Y2
awij weights: w
awij
awij Moran I statistic standard deviate = 0.80797. p-value =
awij 0.4191
awij alternative hypothesis: two.sided
awij sample estimates:
awij Moran I statistic Expectation Variance
awij 0.06764425 -0.02702703 0.01372934
awij
awij > moranknn2 (knn=4)
awij
awij Moran I test under normality
awij
awij data: Y2
awij weights: w
awij
awij Moran I statistic standard deviate = 1.3409. p-value = 0
awij .18
awijaw Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya

```

```

awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.105817660 -0.027027027 0.009815004 ya
awijaya Un > moranknn2 (knn=5) ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un data: Y2 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.1763. p-value = 0 ya
awijaya Un .2395 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.076863245 -0.027027027 0.007800014 ya
awijaya Un > moranknn2 (knn=6) ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un data: Y2 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.5182. p-value = 0 ya
awijaya Un .129 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.093146318 -0.027027027 0.006265402 ya
awijaya Un > moranknn2 (knn=7) ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un data: Y2 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 2.093. p-value = 0. ya
awijaya Un 03635 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.123448244 -0.027027027 0.005168606 ya
awijaya Un > moranknn2 (knn=8) ya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya

```




```

awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 0.30762. p-value = ya
awijaya Un 0.7584 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.03528533 -0.02702703 0.04103195 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn3 (knn=2) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y3 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 0.68511. p-value = ya
awijaya Un 0.4933 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.07121123 -0.02702703 0.02056107 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn3 (knn=3) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y3 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.1433. p-value = 0 ya
awijaya Un .2529 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.10694140 -0.02702703 0.01372934 ya
awijaya Un ya
awijaya Un > moranknn3 (knn=4) ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I test under normality ya
awijaya Un ya
awijaya Un data: Y3 ya
awijaya Un weights: w ya
awijaya Un ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.6297. p-value = 0 ya
awijaya Un .1032 ya
awijaya Un alternative hypothesis: two.sided ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.134428549 -0.027027027 0.009815004 ya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya

```



```

awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
> moranknn3 (knn=5)
awij
awij Moran I test under normality
awij
awij data: Y3
awij weights: w
awij
awij Moran I statistic standard deviate = 1.6628. p-value = 0
awij .09634
awij alternative hypothesis: two.sided
awij sample estimates:
awij Moran I statistic      Expectation      Variance
awij      0.119831314      -0.027027027      0.007800014
awij
awij > moranknn3 (knn=6)
awij
awij Moran I test under normality
awij
awij data: Y3
awij weights: w
awij
awij Moran I statistic standard deviate = 1.583. p-value = 0.
awij 1134
awij alternative hypothesis: two.sided
awij sample estimates:
awij Moran I statistic      Expectation      Variance
awij      0.098275770      -0.027027027      0.006265402
awij
awij > moranknn3 (knn=7)
awij
awij Moran I test under normality
awij
awij data: Y3
awij weights: w
awij
awij Moran I statistic standard deviate = 1.9632. p-value = 0
awij .04962
awij alternative hypothesis: two.sided
awij sample estimates:
awij Moran I statistic      Expectation      Variance
awij      0.114114893      -0.027027027      0.005168606
awij
awij > moranknn3 (knn=8)
awij
awij Moran I test under normality
awij
awij data: Y3
awij weights: w
awij
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya

```


Lampiran 6. Model SAR-RE

#SAR RE dengan matriks KNN

ML panel with spatial lag. random effects

Call:

spreml(formula = formula. data = data. index = index. w = listw2mat(listw).

w2 = listw2mat(listw2). lag = lag. errors = errors.

cl = cl)

Residuals:

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
-0.07253	-0.01614	-0.00317	-0.00324	0.01358	0.05936

Error variance parameters:

Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t)	
phi	0.57113	0.25969	2.1992	0.02786 *

Spatial autoregressive coefficient:

Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t)	
lambda	-0.0094062	0.2434908	-0.0386	0.9692

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t)
(Intercept)	2.0627e-01	9.8134e-02	2.1019	0.03556 *
JP	1.6047e-08	9.7404e-09	1.6474	0.09947 .
JPM	-2.5382e-04	1.0596e-04	-2.3956	0.01659 *
PP	-1.6755e-07	3.7482e-06	-0.0447	0.96435
IPM	2.2417e-03	1.7857e-03	1.2553	0.20936

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

#SAR RE dengan matriks distance band

ML panel with spatial lag. random effects

Call:

spreml(formula = formula. data = data. index = index. w = listw2mat(listw).

w2 = listw2mat(listw2). lag = lag. errors = errors.

cl = cl)

Residuals:

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0.0240	0.0805	0.0927	0.0933	0.1099	0.1550

Error variance parameters:



Lampiran 7. Model SEM-RE
#SEM RE dengan matriks KNN

ML panel with . random effects. spatial error correlatio
n

Call:

```
spreml(formula = formula. data = data. index = index. w
= listw2mat(listw).
w2 = listw2mat(listw2). lag = lag. errors = errors.
cl = cl)
```

Residuals:

	Min.	1st Qu.	Median	Mean
	-0.069335	-0.012877	0.000037	-0.000016
	3rd Qu.	Max.		
	0.016829	0.062566		

Error variance parameters:

	Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t)
phi	0.586265	0.260431	2.2511	0.02438 *
rho	0.065996	0.195759	0.3371	0.73602

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t)
(Intercept)	2.0398e-01	9.8553e-02	2.0697	
JP	1.6012e-08	9.7676e-09	1.6393	
JPM	-2.5312e-04	1.0621e-04	-2.3831	
PP	-8.4325e-08	3.7607e-06	-0.0224	
IPM	2.2152e-03	1.7924e-03	1.2358	
	Pr(> t)			
(Intercept)	0.03848 *			
JP	0.10115			
JPM	0.01717 *			
PP	0.98211			
IPM	0.21652			

Signif. codes:

0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

#SEM RE dengan matriks distance band

ML panel with . random effects. spatial error correlatio
n

Call:

```
spreml(formula = formula. data = data. index = index. w
= listw2mat(listw).
w2 = listw2mat(listw2). lag = lag. errors = errors.
ncl = cl)
```


Lampiran 8. Uji Asumsi

#SAR RE dengan matriks KNN

#normalitas galat

Jarque Bera Test

data: ressar1

X-squared = 1.8404. df = 2. p-value = 0.3984

#multikolinieritas

JP	JPM	PP	IPM
4.300237	6.921415	6.882144	9.838188

4.300237 6.921415 6.882144 9.838188

#autokorelasi spasial

#2015

Moran I test under randomisation

data: ressar1[1:38]

weights: W

Moran I statistic standard deviate = -1.2828. p-value = 0.9002

alternative hypothesis: greater

sample estimates:

Moran I statistic	Expectation	Variance
-0.118797409	-0.027027027	0.005117771

#2016

Moran I test under randomisation

data: ressar1[39:76]

weights: W

Moran I statistic standard deviate = 0.20515. p-value = 0.4187

alternative hypothesis: greater

sample estimates:

Moran I statistic	Expectation	Variance
-0.012351294	-0.027027027	0.005117504

#2017

Moran I test under randomisation

data: ressar1[77:114]

weights: W

```

Moran I statistic standard deviate = -0.78813. p-value =
0.7847
alternative hypothesis: greater
sample estimates:
Moran I statistic      Expectation      Variance
-0.083280305          -0.027027027          0.005094494

#Heterogenitas
> BP
      [.1]
[1.] 2.036823
> pchisq(BP.df=5.ncp=0.lower.tail=FALSE)
      [.1]
[1.] 0.8440267

#SEM RE dengan matriks KNN
#normalitas galat
Jarque Bera Test

data: ressem1
X-squared = 1.8347. df = 2. p-value =
0.3996

> #multikolinieritas
      JP      JPM      PP      IPM
4.300237 6.921415 6.882144 9.838188

> #autokorelasi spasial
#2015
      Moran I test under randomisation

data: ressem1[1:38]
weights: W

Moran I statistic standard deviate = -1.2816. p-value =
0.9
alternative hypothesis: greater
sample estimates:
Moran I statistic      Expectation      Variance
-0.118711966          -0.027027027          0.005117959

#2016
      Moran I test under randomisation

data: ressem1[39:76]
weights: W

Moran I statistic standard deviate = 0.20569. p-value =
0.4185
alternative hypothesis: greater

```



```

awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un -0.012312392 -0.027027027 0.005117814 ya
awijaya Un #2017 ya
awijaya Universitas Brawijaya Moran I test under randomisation Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un data: B ressem1[77:114] Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un weights: W Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = -0.78847. p-value =
awijaya Un 0.7848 Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un alternative hypothesis: greater Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un sample estimates: Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance
awijaya Un -0.083310714 -0.027027027 0.005095589
awijaya Un #Heterogenitas ya
awijaya Un > BP ya
awijaya Un [.1] ya
awijaya Un [1.] 0.7008119 ya
awijaya Un > pchisq(BP.df=5.ncp=0.lower.tail=FALSE) ya
awijaya Un [.1] ya
awijaya Un [1.] 0.9829241 ya
awijaya Un #SAR RE dengan matriks distance band ya
awijaya Un #normalitas galat ya
awijaya Un Jarque Bera Test ya
awijaya Un data: ressar ya
awijaya Un X-squared = 2.038. df = 2. p-value = 0.361 ya
awijaya Un > #multikolinieritas ya
awijaya Un JP JPM PP IPM ya
awijaya Un 4.300237 6.921415 6.882144 9.838188 ya
awijaya Un > #autokorelasi spasial ya
awijaya Un #2015 ya
awijaya Un Moran I test under randomisation ya
awijaya Un data: ressar[1:38] ya
awijaya Un weights: bobot ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 1.316. p-value = 0.
awijaya Un 09408 ya
awijaya Un alternative hypothesis: greater ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.045306040 -0.027027027 0.003020883 ya
awijaya Un #2016 ya
awijaya Un Moran I test under randomisation ya
awijaya Un

```

```

awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
data: ressar[39:76]
awij weights: bobot
awij
awij Moran I statistic standard deviate = 2.8051. p-value = 0
awij .002515
awij alternative hypothesis: greater
awij sample estimates:
awij Moran I statistic          Expectation          Variance
awij      0.127068809          -0.027027027          0.003017764
awij #2017
awij
awij          Moran I test under randomisation
awij
awij data: ressar[77:114]
awij weights: bobot
awij
awij Moran I statistic standard deviate = 0.76259. p-value =
awij 0.2229
awij alternative hypothesis: greater
awij sample estimates:
awij Moran I statistic          Expectation          Variance
awij      0.014711988          -0.027027027          0.002995689
awij
awij #Heterogenitas
awij > BP
awij      [.1]
awij [1.] 0.5382961
awij > pchisq(BP.df=5.ncp=0.lower.tail=FALSE)
awij      [.1]
awij [1.] 0.9906539
awij
awij #SEM RE dengan matriks distance band
awij #normalitas galat
awij      Jarque Bera Test
awij
awij data: ressem
awij X-squared = 2.0843. df = 2. p-value = 0.3527
awij #multikolinieritas
awij      JP      JPM      PP      IPM
awij 4.300237 6.921415 6.882144 9.838188
awij #autokorelasi spasial
awij #2015
awij
awij      Moran I test under randomisation
awij
awij data: ressem[1:38]
awij weights: bobot
awij
awij Moran I statistic standard deviate = 1.3153. p-value = 0
awij .0942

```




```

awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Un alternative hypothesis: greater ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.045249440 -0.027027027 0.003019486 ya
awijaya Un #2016 ya
awijaya Un Moran I test under randomisation ya
awijaya Un data: ressem[39:76] ya
awijaya Un weights: bobot ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 2.8076. p-value = 0 ya
awijaya Un .002496 ya
awijaya Un alternative hypothesis: greater ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.127182347 -0.027027027 0.003016866 ya
awijaya Un #2017 ya
awijaya Un Moran I test under randomisation ya
awijaya Un data: ressem[77:114] ya
awijaya Un weights: bobot ya
awijaya Un Moran I statistic standard deviate = 0.75872. p-value = ya
awijaya Un 0.224 ya
awijaya Un alternative hypothesis: greater ya
awijaya Un sample estimates: ya
awijaya Un Moran I statistic Expectation Variance ya
awijaya Un 0.01450301 -0.02702703 0.00299612 ya
awijaya Un #Heterogenitas ya
awijaya Un > BP ya
awijaya Un [.1] ya
awijaya Un [1.] 1.847788 ya
awijaya Un > pchisq(BP.df=5.ncp=0.lower.tail=FALSE) ya
awijaya Un [.1] ya
awijaya Un [1.] 0.8697801 ya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya
awijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya Universitas Brawijaya

```





Lampiran 9. Hasil Pengujian Nilai AIC dan SIC

```
Un #AIC
Un > aic.sar
Un [1] 0.01017764
Un > aic.sem
Un [1] 0.0006723972
Un > aic.sarl
Un [1] 0.0006835974
Un > aic.sem1
Un [1] 0.0006722412
Un #SIC
Un > sic.sar
Un [1] 0.04661449
Un > sic.sem
Un [1] 0.00307964
Un > sic.sarl
Un [1] 0.003923505
Un > sic.sem1
Un [1] 0.003079028
```





Lampiran 10. Script Software R

```

library(sp)
library(spData)
library(sf)
library(rgdal)
library(raster)
library(maptools)
library(spdep)
library(Matrix)
library(plm)
library(splm)
library(ibdreg)
library(Formula)

data=read.csv("D:/Crispy/data/Jawa
             Timur/Datal.csv".sep=";".header=T)
head(data)
summary(data)

#uji hausmann
#membuat model regresi panel
library(plm)
fixed=plm(GR~JP+JPM+PP+IPM.data=data.model="within".inde
          x=c("KabKota"."Tahun"))
summary(fixed)
random=plm(GR~JP+JPM+PP+IPM.data=data.model="random".ind
           ex=c("KabKota"."Tahun"))
summary(random)
#menguji hausman
phtest(fixed.random)
#pengujian residual model panel
residre=resid(random);residre)
pbgttest(random)

data1=read.csv("D:/Crispy/data/Jawa
              Timur/jarak1.csv".sep=";".header=T)
head(data1)
Y1=data1[,2]
Y2=data1[,3]
Y3=data1[,4]

jatim<-shapefile("D:/Crispy/coding/jatim per kab.shp")
plot(jatim)
coord <- coordinates(jatim)
coord.dec <-SpatialPoints(cbind(coord[,1].-
                                coord[,2])).proj4string=CRS("+proj=longlat"))
coord.UTM<-spTransform(coord.dec.CRS("+init=epsg:32749"))
dfcoord.UTM<-as.data.frame(coord.UTM)

```

```

jarak<-dist(dfcoord.UTM.method="euclidean".diag=TRUE.uppe
r=TRUE)
mjarak<-as.matrix(jarak)
ratajarak<-sum(mjarak)/((38*38)-38)
jaraketetapan <- function(loc.knn)
{
kneigh<-knearneigh(coor. k=knn. longlat=TRUE)
kneigh.nb<-knn2nb(kneigh)
matw<-nb2mat(kneigh.nb)
code<-which(matw!=0. arr.ind=T)
dknn<-code[order(code[,1]).]
dfknn<-as.data.frame(dknn)
listtetangga<-subset(dfknn.row==loc)
merg2<-merge(listtetangga.dfjarak.by.x="col".by.y="CODE".a
ll.x=TRUE)
mmerg2<-as.matrix(merg2)
jaraktetapan<-as.matrix(mmerg2[.c(1.(loc+2))])
orderjaraktetapan<-jaraktetapan[order(jaraktetapan[,2].
decreasing=FALSE).]
orderjaraktetapan}

moranknn1<-function(knn)
{
kneigh<-knearneigh(coor. k=knn. longlat=TRUE)
kneigh.nb<-knn2nb(kneigh)
w<-nb2listw(kneigh.nb)
ujimoran<-moran.test(Y1.w.randomisation=FALSE.
alternative="two.sided")
print(ujimoran)
}
moranknn1(knn=1)
moranknn1(knn=2)
moranknn1(knn=3)
moranknn1(knn=4)
moranknn1(knn=5)
moranknn1(knn=6)
moranknn1(knn=7)
moranknn1(knn=8)
moranknn1(knn=9)
moranknn1(knn=10)

moranknn2<-function(knn)
{
kneigh<-knearneigh(coor. k=knn. longlat=TRUE)

```



```

kneigh.nb<-knn2nb(kneigh)
w <-nb2listw(kneigh.nb)
ujimoran<-moran.test(Y2.w.randomisation=FALSE,
alternative="two.sided")
print(ujimoran)
moranknn2(knn=1)
moranknn2(knn=2)
moranknn2(knn=3)
moranknn2(knn=4)
moranknn2(knn=5)
moranknn2(knn=6)
moranknn2(knn=7)
moranknn2(knn=8)
moranknn2(knn=9)
moranknn2(knn=10)
moranknn3 <- function(knn)
{
  kneigh <-knearneigh(coor.k=knn.longlat=TRUE)
  kneigh.nb<-knn2nb(kneigh)
  w <-nb2listw(kneigh.nb)
  ujimoran<-moran.test(Y3.w.randomisation=FALSE,
alternative="two.sided")
  print(ujimoran)
}
moranknn3(knn=1)
moranknn3(knn=2)
moranknn3(knn=3)
moranknn3(knn=4)
moranknn3(knn=5)
moranknn3(knn=6)
moranknn3(knn=7)
moranknn3(knn=8)
moranknn3(knn=9)
moranknn3(knn=10)
#k=7 pvalue terkecil#
kneigh7<-knearneigh(coor.k=7.longlat=TRUE)
kneigh7.nb<-knn2nb(kneigh7)
W<-nb2listw(kneigh7.nb.style="W")
summary(W)
plot(kneigh7.nb.coor.add=TRUE.col="red")
#SAR RE
library(spatial)

```

```

sarrel<-
spml (GR~JP+JPM+PP+IPM.data=data.index=NULL.listw=W
.lag=TRUE.model="random".spatial.error="none")
summary(sarrel)
ressarl=resid(sarrel)
#Uji asumsi
#normalitas
library(normtest)
library(tseries)
jarque.bera.test(ressarl)
#multikolinieritas
library(car)
fm<-GR~JP+JPM+PP+IPM
vif(lm(fm.data))
#autokorelasi spasial
moran.test(ressarl[1:38].W)
moran.test(ressarl[39:76].W)
moran.test(ressarl[77:114].W)
#heterogenitas
data2<-read.delim("D:/Crispy/data/Jawa
Timur/dataZ.csv".header=T.sep=";")
head(data2)
zi<-
cbind(data2[,3].data2[,4].data2[,5].data2[,6].data
2[,7])
z=as.matrix(zi)
fi=((ressarl^2)/(sum(ressarl^2)/114))-1
f=as.matrix(fi)
tf=t(f)
tz=t(z)
iz=solve(tz%*%)
tw=t(w.mat.knn)
W2=(tw%*%w.mat.knn)+w.mat.knn^2
TW=sum(diag(W2))
e=as.matrix(ressarl)
te<-t(e)
BP=0.5%*tf%*z%*iz%*tz%*f+(1/TW)%*%((te[1:38]%*%w.ma
t.knn%*%e[1:38]+te[39:76]%*%w.mat.knn%*%e[39:76]+t
e[77:114]%*%w.mat.knn%*%e[77:114,])/(sum(e^2)/(38*
3)-1))^2
BP
pchisq(BP.df=5.ncp=0.lower.tail=FALSE)
#SEM RE

```



```

semrel<-
spml (GR~JP+JPM+PP+IPM.data=data.index=NULL.listw=W
lag=FALSE.model="random".spatial.error="b")
summary(semrel)
ressem1=resid(semrel)
#Uji asumsi
#normalitas
library(normtest)
library(tseries)
jarque.bera.test(ressem1)
#multikolinieritas
library(car)
vif(lm(fm.data))
#autokorelasi spasial
moran.test(ressem1[1:38].W)
moran.test(ressem1[39:76].W)
moran.test(ressem1[77:114].W)
#heterogenitas
data2<-read.delim("D:/Crispy/data/Jawa
Timur/dataZ.csv".header=T.sep=";")
head(data2)
zi<-
cbind(data2[.3].data2[.4].data2[.5].data2[.6].data
2[.7])
z=as.matrix(zi)
fi=((ressem1^2)/(sum(ressem1^2)/114))-1
f=as.matrix(fi)
tf=t(f)
tz=t(z)
iz=solve(tz%*%z)
tw=t(w.mat.knn)
W2=(tw%*%w.mat.knn)+w.mat.knn^2
TW=sum(diag(W2))
e=as.matrix(ressem1)
te<-t(e)
BP=0.5%*tf%*%z%*%iz%*%tz%*%f+(1/TW)%*%((te[1:38]%*%w.ma
t.knn%*%e[1:38]+te[39:76]%*%w.mat.knn%*%e[39:76]+t
e[77:114]%*%w.mat.knn%*%e[77:114,]))/(sum(e^2)/(38*
3)-1)^2
BP
pchisq(BP,df=5.ncp=0.lower.tail=FALSE)
#matriks distance band

```

```

W1=as.matrix(read.csv("D:/Crispy/data/Jawa
Timur/Wdb1.csv".sep=";".header=FALSE))
bobot<-mat2listw(W1)
data=read.csv("D:/Crispy/data/Jawa
Timur/Data1.csv".sep=";".header=T)
head(data)
fm<-GR~JP+JPM+PP+IPM
#SAR RE
library(spatial)
sarre<-
  spml(formula=fm,data=data,index=NULL,listw=bobot,l
ag=TRUE,model="random".spatial.error="none")
summary(sarre)
ressar=resid(sarre)
#Uji asumsi
#normalitas
library(normtest)
library(tseries)
jarque.bera.test(ressar)
#multikolinieritas
library(car)
vif(lm(fm,data))
#autokorelasi spasial
moran.test(ressar[1:38].bobot)
moran.test(ressar[39:76].bobot)
moran.test(ressar[77:114].bobot)
#heterogenitas
data2<-read.delim("D:/Crispy/data/Jawa
Timur/data2.csv".header=T.sep=";")
head(data2)
zi<-
  cbind(data2[,3].data2[,4].data2[,5].data2[,6].data
2[,7])
z=as.matrix(zi)
fi=((ressar^2)/(sum(ressar^2)/114))-1
f=as.matrix(fi)
tf=t(f)
tz=t(z)
iz=solve(tz%*%z)
tw=t(W1)
W2=(tw%*%W1)+W1^2
TW=sum(diag(W2))
e=as.matrix(ressar)

```



```

te<-t(e)
BP=0.5*%*tf%*z%*%iz%*%tz%*%f+(1/TW)%*%(te[1:38]%*%W1%*
e[1:38]+te[39:76]%*%W1%*%e[39:76]+te[77:114]%*%W1
%*%e[77:114,])/(sum(e^2)/(38*3)-1))^2
pchisq(BP,df=5,ncp=0,lower.tail=FALSE)
#SEM RE
semre<-
spm1(GR~JP+JPM+PP+IPM,data=data,index=NULL,listw=b
obot,lag=FALSE,model="random",spatial.error="b")
summary(semre)
ressem =resid(semre)
#Uji asumsi
#normalitas
library(normtest)
library(tseries)
jarque.bera.test(ressem)
#multikolinieritas
library(car)
vif(lm(fm.data))
#autokorelasi spasial
moran.test(ressem[1:38].bobot)
moran.test(ressem[39:76].bobot)
moran.test(ressem[77:114].bobot)
#heterogenitas
data2<-read.delim("D:/Crispy/data/Jawa
Timur/dataZ.csv".header=T,sep=";")
head(data2)
zi<-
cbind(data2[,3].data2[,4].data2[,5].data2[,6].data
2[,7])
z=as.matrix(zi)
fi=((ressem^2)/(sum(ressem^2)/114))-1
f=as.matrix(fi)
tf=t(f)
tz=t(z)
iz=solve(tz%*%z)
tw=t(W1)
W2=(tw%*%W1)+W1^2
TW=sum(diag(W2))
e=as.matrix(ressem)
te<-t(e)

```





```
BP=0.5*%*tf%*%z%*%iz%*%tz%*%f+(1/TW)%*%((te[1:38]%*%W1*
%e[1:38]+te[39:76]%*%W1%*%e[39:76]+te[77:114]%*%W1
%*%e[77:114,])/(sum(e^2)/(38*3)-1))^2
```

```
BP
pchisq(BP.df=5.ncp=0.lower.tail=FALSE)
```

```
#Menghitung nilai AIC
aic.sar=(exp((2*5)/(38*3)))*(sum(ressar^2)/(38*3))
aic.sem=(exp((2*5)/(38*3)))*(sum(ressem^2)/(38*3))
aic.sar1=(exp((2*5)/(38*3)))*(sum(ressar1^2)/(38*3))
aic.sem1=(exp((2*5)/(38*3)))*(sum(ressem1^2)/(38*3))
```

```
#menghitung nilai SIC
sic.sar=((38*3)*(5/(38*3)))*(sum(ressar^2)/(38*3))
sic.sem=((38*3)*(5/(38*3)))*(sum(ressem^2)/(38*3))
sic.sar1=((38*3)*(5/(38*3)))*(sum(ressar1^2)/(38*3))
sic.sem1=((38*3)*(5/(38*3)))*(sum(ressem1^2)/(38*3))
```

