

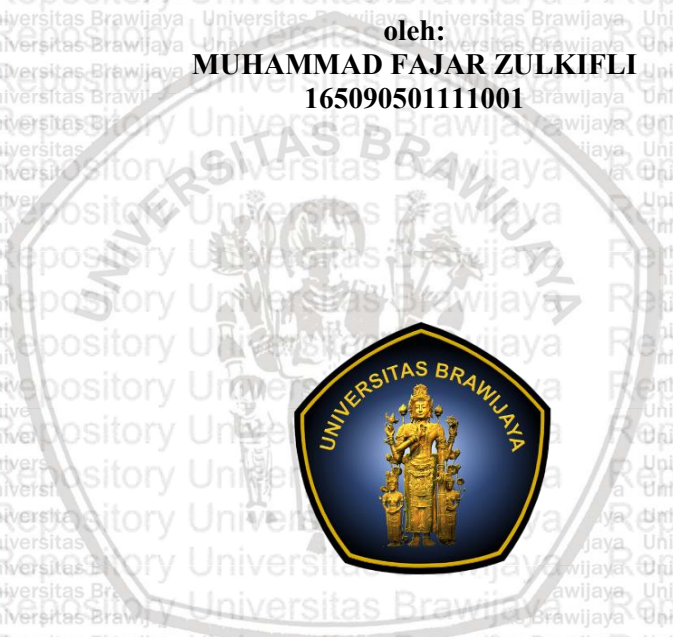
**GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR)
PADA PEMODELAN KUALITAS UDARA DENGAN JARAK
EUCLIDEAN DAN JARAK MANHATTAN DENGAN
PEMBOBOT GAUSSIAN KERNEL**

SKRIPSI

oleh:

MUHAMMAD FAJAR ZULKIFLI

16509050111001



**PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

MALANG

2020

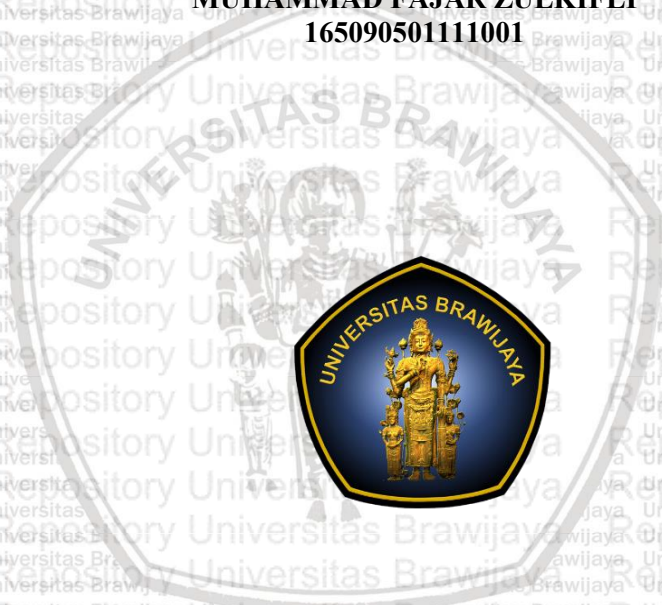
**GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR)
PADA PEMODELAN KUALITAS UDARA DENGAN JARAK
EUCLIDEAN DAN JARAK MANHATTAN DENGAN
PEMBOBOT GAUSSIAN KERNEL**

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Statistika

oleh:

**MUHAMMAD FAJAR ZULKIFLI
165090501111001**



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

2020



LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR)
PADA PEMODELAN KUALITAS UDARA DENGAN JARAK
EUCLIDEAN DAN JARAK MANHATTAN DENGAN
PEMBOBOT GAUSSIAN KERNEL**

oleh:
MUHAMMAD FAJAR ZULKIFLI
165090501111001

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 12 Mei 2020
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelas
Sarjana Statistika

Dosen Pembimbing

Darwanto, S.Si., M.Si
NIP. 198305302006041003

Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika
Fakultas MIPA
Universitas Brawijaya



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



LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tandan di bawah ini:

Nama : Muhammad Fajar Zulkifli

NIM : 165090501111001

Jurusan : Statistika

Judul Skripsi :

GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR) PADA PEMODELAN KUALITAS UDARA DENGAN JARAK EUCLIDEAN DAN JARAK MANHATTAN DENGAN PEMBOBOT GAUSSIAN KERNEL

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 termaktub 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 segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala Kesadaran

Malang, 12 Mei 2020

Yang menyatakan,

Muhammad Fajar Zulkifli

NIM. 165090501111001

GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR) PADA PEMODELAN KUALITAS UDARA DENGAN JARAK EUCLIDEAN DAN JARAK MANHATTAN DENGAN PEMBOBOT GAUSSIAN KERNEL

ABSTRAK

Geographically Weighted Regression (GWR) merupakan metode yang digunakan untuk menduga parameter tiap wilayah pada kasus spasial. GWR dapat menangani adanya pengaruh heterogenitas spasial yang disebabkan oleh perbedaan sifat atau karakteristik pada lokasi satu dengan lokasi yang lain. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memodelkan kualitas udara berdasarkan beberapa faktor yaitu: sektor industri yang diwakili oleh besar PDRB (X_1), jumlah kendaraan bermotor yang mewakili sektor transportasi (X_2), kepadatan penduduk (X_3) dan ketersediaan lahan hijau yang diwakili oleh dua variabel yaitu luas lahan pertanian (X_4) dan luas hutan (X_5). Pemodelan GWR memanfaatkan kombinasi antara jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* dengan pembobot *Gaussian Kernel* sehingga didapatkan 4 model GWR duga. Berdasarkan nilai AIC terkecil dan R^2 terbesar didapatkan model duga GWR terbaik yaitu model GWR menggunakan jarak *Manhattan* dengan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*.

Kata Kunci: *Euclidean*, GWR, Kualitas udara, *Manhattan*

GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR) IN AIR QUALITY MODELLING WITH EUCLIDEAN DISTANCE AND MANHATTAN DISTANCE USING GAUSSIAN KERNEL WEIGHTERS

ABSTRACT

Geographically Weighted Regression (GWR) is a method that used to estimate the parameters of each region in a spatial case. GWR can handle the effect of spatial heterogeneity caused by differences of nature or characteristics at one location to another. The purpose of this research is to modelling air quality based on several factors, namely: the industrial sector represented by a large PDRB (X_1), the number of motor vehicles representing the transportation sector (X_2), population density (X_3) and the availability of green land represented by two variables namely the area of agricultural land (X_4) and forest area (X_5). GWR model utilizes a combination of Euclidean distance and Manhattan distance with the Gaussian Kernel weighter to get 4 estimated GWR models. Based on the smallest AIC value and the largest R^2 obtained the best estimation of GWR model is the GWR model using Manhattan distance with the Adaptive Gaussian Kernel weighted.

Kata Kunci: air quality, Euclidean, GWR, Manhattan

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR PERNYATAAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Statistika Deskriptif.....	7
2.2 Regresi Linier.....	7
2.3 <i>Gheographically Weighted Regression (GWR)</i>	8
2.3.1 Heterogenitas Spasial.....	8
2.3.2 Pendugaan Parameter Model GWR.....	9
2.3.3 Penentuan <i>Bandwidth Optimum</i>	12
2.3.4 Jarak Spasial.....	12
2.3.5 Fungsi Pembobot.....	13
2.3.6 Pengujian Hipotesis Model GWR.....	15
2.4 Pemilihan Model Terbaik.....	16
2.5 Kualitas Udara.....	17
2.6 Hubungan Kualitas Udara dengan Sektor Industri, Sektor Transportasi, Kepadatan Penduduk dan Ketersediaan Lahan Hijau.....	18
2.6.1 Sektor Industri.....	19
2.6.2 Sektor Transportasi.....	19
2.6.3 Kepadatan Penduduk.....	20
2.6.4 Lahan Hijau.....	20

BAB III METODE PENELITIAN	23
3.1 Sumber Data	23
3.2 Variabel Penelitian	23
3.3 Struktur Data Penelitan	24
3.4 Prosedur Penelitan	24
3.5 Diagram Alir Penelitian	25
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	27
4.1 Statistika Deskriptif	27
4.2 Penentuan Jarak <i>Euclidean</i> dan Jarak <i>Manhattan</i>	33
4.3 Pengujian Heterogenitas Spasial	34
4.4 Pemodelan <i>Gheographically Weighted Regression</i> (GWR) dengan Fungsi Pembobot <i>Gaussian Kernel</i>	35
4.4.1 Pemilihan <i>Bandwidth Optimum</i>	35
4.4.2 Penentuan Pembobot <i>Gaussian Kernel</i>	37
4.4.3 Pendugaan Parameter Model GWR	37
4.4.4 Pengujian Hipotesis Model GWR	39
4.5 Pemilihan Model Terbaik	43
4.6 Interpretasi Model GWR	45
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	47
5.1 Kesimpulan	47
5.2 Saran	47
DAFTAR PUSTAKA	49
LAMPIRAN	53



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian 25

Gambar 4.1 Peta Persebaran Kualitas Udara di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018..... 27

Gambar 4.2 Peta Persebaran PDRB di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018..... 28

Gambar 4.3 Peta Persebaran Jumlah Kendaraan di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018..... 29

Gambar 4.4 Peta Persebaran Kepadatan Penduduk di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018..... 30

Gambar 4.5 Peta Persebaran Lahan Pertanian di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018..... 31

Gambar 4.6 Peta Persebaran Lahan Hutan di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018..... 32

Gambar 4.7 Peta sebaran parameter yang signifikan terhadap Kualitas Udara dengan jarak *Euclidean* pada pembobot *fixed Gaussian kernel*..... 40

Gambar 4.8 Peta sebaran parameter yang signifikan terhadap Kualitas Udara dengan jarak *Manhattan* pada pembobot *fixed Gaussian kernel*..... 41

Gambar 4.9 Peta sebaran parameter yang signifikan terhadap Kualitas Udara dengan jarak *Euclidean* pada pembobot *Adaptive Gaussian kernel*..... 42

Gambar 4.10 Peta sebaran parameter yang signifikan terhadap Kualitas Udara dengan jarak *Manhattan* pada pembobot *Adaptive Gaussian kernel*..... 43

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Variabel Penelitian 23

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian 24

Tabel 4.1 Jarak *Euclidean* dan Jarak *Manhattan* dilihat dari Kota Malang 33

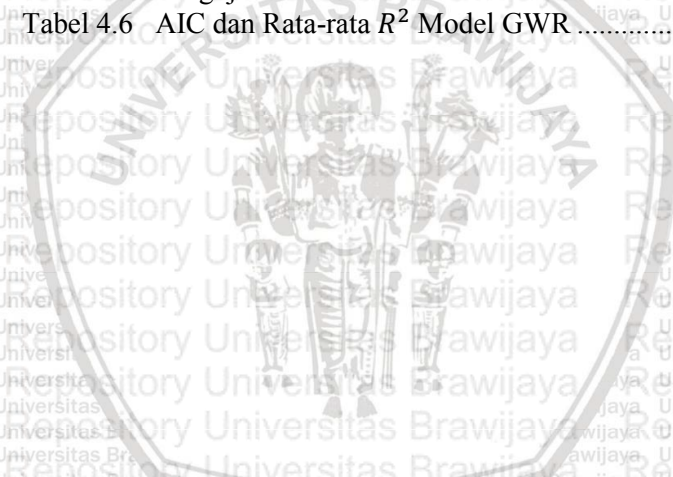
Tabel 4.2 Bandwidth pembobot Adaptive Gaussian Kernel 36

Tabel 4.3 Statistika Deskriptif Penduga Parameter Model GWR dengan Fungsi Pembobot *Fixed Gaussian Kernel* 38

Tabel 4.4 Statistika Deskriptif Penduga Parameter Model GWR dengan Fungsi Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* 38

Tabel 4.5 Pengujian Kesesuaian Model GWR 39

Tabel 4.6 AIC dan Rata-rata R^2 Model GWR 44





DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data Penelitian.....	53
Lampiran 2	Parameter Signifikan pada Pengujian Parsial	57
Lampiran 3	Penduga Parameter Model GWR dengan pembobot <i>Fixed Gaussian Kernel</i>	64
Lampiran 4	Penduga Parameter Model GWR dengan pembobot <i>Adaptive Gaussian Kernel</i>	66
Lampiran 5	Pembobot <i>Fixed Gaussian Kernel</i> dengan Jarak <i>Euclidean</i>	68
Lampiran 6	Pembobot <i>Fixed Gaussian Kernel</i> dengan Jarak <i>Manhattan</i>	70
Lampiran 7	Pembobot <i>Adaptive Gaussian Kernel</i> dengan Jarak <i>Euclidean</i>	71
Lampiran 8	Pembobot <i>Adaptive Gaussian Kernel</i> dengan Jarak <i>Manhattan</i>	72
Lampiran 9	Jarak <i>Euclidean</i> (Meter).....	73
Lampiran 10	Jarak <i>Manhattan</i> (Meter)	74
Lampiran 11	<i>Source Code</i> R untuk pemodelan GWR	75
Lampiran 12	Koefisien Determinasi (R^2) tiap Lokasi	79

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Regresi merupakan metode analisis data statistika yang digunakan untuk mendapatkan model hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon. Metode regresi mengasumsikan bahwa variabel respon tidak dipengaruhi oleh lokasi geografis, namun pada kenyataannya banyak kasus variabel respon yang dipengaruhi oleh lokasi lain. Maka digunakanlah *Geographically Weighted Regression* (GWR) untuk memodelkan pengaruh lokasi geografis terhadap variabel respon.

GWR merupakan metode yang digunakan untuk menduga parameter tiap wilayah pada kasus spasial (Fotheringham dkk., 2002). Aspek spasial terdiri dari autokorelasi spasial dan heterogenitas spasial. Autokorelasi spasial adalah pengaruh lokasi satu dengan lokasi lain yang letaknya berdekatan, sedangkan heterogenitas spasial merupakan keberagaman hubungan pada masing-masing lokasi.

GWR merupakan metode yang sering digunakan, banyak pemodelan yang menggunakan metode GWR misal pemodelan penyakit pada tiap wilayah, pemodelan perekonomian tiap wilayah, pemodelan lalu lintas dan pemodelan tingkat kemiskinan. Penelitian tentang model GWR yang pernah dilakukan diantaranya: perbandingan *Euclidean distance* dengan *Manhattan distance* dalam pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR) (studi kasus data PDRB sektor industri Provinsi Jawa Timur tahun 2012) yang menghasilkan bahwa penggunaan *Euclidean distance* dan *Manhattan distance* sama baiknya dalam memodelkan PDRB sektor industri Provinsi Jawa Timur tahun 2012 (Syahputra, 2017), pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan fungsi pembobot *fixed bisquare kernel* dan *rook contiguity* (studi kasus konsumsi daging sapi di provinsi Jawa Timur tahun 2014) yang menghasilkan bahwa penggunaan pembobot *fixed bisquare kernel* dan *rook contiguity* sama baiknya untuk memodelkan konsumsi daging sapi di Provinsi Jawa Timur tahun 2014 (Riasti, 2016), dan penerapan pembobot *fixed kernel* dan pembobot *adaptive kernel* dalam Model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) yang menghasilkan pembobot *fixed kernel* lebih baik digunakan untuk

memodelkan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Provinsi Jawa Timur (Setyowati, 2017).

Penelitian yang telah dilakukan oleh Syahputra tahun 2017 yaitu membandingkan *Euclidean* dengan *Manhattan distance* dalam pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR), namun pembobot yang digunakan hanya *fixed gaussian kernel* yang menghasilkan *Euclidean distance* dengan *Manhattan distance* sama baiknya. Penggunaan *Euclidean distance* dengan *Manhattan distance* perlu dibandingkan pada pembobot *gaussian kernel* yang lain yaitu pembobot *fixed gaussian kernel* dan *Adaptive gaussian kernel* untuk mengetahui mana yang lebih baik.

Kecenderungan penurunan kualitas udara di beberapa kota besar di Indonesia telah terlihat dalam beberapa tahun terakhir, selain itu kebutuhan transportasi dan energi semakin meningkat. Peningkatan penggunaan transportasi dan konsumsi energi akan meningkatkan pencemaran udara yang berdampak pada kesehatan manusia dan lingkungan. Indonesia merupakan negara berkembang yang terus meningkatkan laju pertumbuhan ekonominya, sehingga kualitas udara akan semakin memburuk pada tiap tahunnya. Hal ini ditandai dengan lamanya musim kemarau dan naiknya suhu di tiap kabupaten/kota di seluruh Indonesia. Kualitas udara bukan masalah yang murah bagi Indonesia, biaya kesehatan karena pencemaran udara di DKI Jakarta sekitar Rp 51.2 triliun, belum biaya yang dikeluarkan oleh kabupaten dan kota yang lain (Kompas.com, 2019).

Industri merupakan salah satu elemen penting pada perkembangan ekonomi di seluruh Indonesia. Industri di Jawa Timur saat ini berada pada tahap yang terus berkembang, hal ini ditandai dengan rencana pengembangan wilayah industri hingga sebesar 31.784 hektar (Wijayanto, 2019). Industri juga berperan membuka peluang kerja bagi masyarakat, namun dibalik hal itu terdapat masalah yang besar terhadap kelestarian lingkungan. Berkurangnya sumber daya alam, polusi pabrik dan pengubahan lahan hijau menjadi pusat industri merupakan contoh akibat dari perkembangan sektor industri jika dilihat dari segi lingkungan. Semakin berkembangnya industri maka lingkungan juga semakin menerima dampaknya (Gupito dan Kodoatie, 2013).

Sektor transportasi merupakan salah satu elemen penting perkembangan suatu daerah, dimana sektor transportasi menyumbang

pendapatan pada daerah. Akan tetapi, sektor transportasi juga memberikan dampak pada lingkungan khususnya pencemaran udara, asap dari kendaraan bermotor merupakan pencemar udara tertinggi menurut penelitian yang dilakukan Gupito dan Kodoatie (2013). Asap kendaraan bermotor mengandung gas karbon monoksida (CO) yang berbahaya bagi manusia. Jumlah kendaraan yang terus meningkat merupakan tanda buruk bagi lingkungan, karena gas CO hasil asap kendaraan bermotor juga akan semakin meningkat.

Kepadatan penduduk merupakan suatu masalah bagi Indonesia, salah satu dampaknya yaitu kepada lingkungan. Pertumbuhan penduduk akan sia-sia apabila kualitas Sumber Daya Manusia (SDM) rendah, karena akan merusak lingkungan dan tidak dapat memanfaatkan sumberdaya alam dengan efisien (BPS, 2018a). Dampak dari penambahan jumlah penduduk jika tidak disertai dengan kualitas SDM yang tinggi yaitu: terkurasnya sumber daya alam yang tersedia, terjadi pengubahan lahan hijau menjadi hunian, sehingga mengakibatkan oksigen (O_2) yang tersedia semakin berkurang.

Lahan hijau yang tersedia dari tahun ke tahun semakin berkurang, mulai dari kebakaran hutan, peralihan dari lahan hijau menjadi hunian maupun industri. Sedangkan lahan hijau berperan untuk meningkatkan kadar oksigen di udara yang dapat menetralkan polutan di udara. Jika lahan hijau semakin berkurang maka polutan yang di udara semakin banyak dan mempengaruhi kualitas udara.

Penelitian tentang kualitas udara yang telah dilakukan yaitu keterkaitan PDRB perkapita dari sektor industri, transportasi, pertanian dan kehutanan terhadap kualitas lingkungan diukur dari emisi Karbon dioksida (CO_2) dengan menggunakan analisis regresi (Gupito dan Kodoatie, 2013). Hasil dari penelitian tersebut yaitu sektor transportasi memiliki pengaruh paling kuat terhadap emisi CO_2 . Penelitian tersebut menggunakan beberapa variabel antara lain: emisi CO_2 sebagai variabel respon, sektor industri yang diwakili dengan data PDRB, sektor kehutanan yang diwakili dengan data harga komoditi kayu pertukangan, kayu bakar, arang, rotan, getah dan daun, sektor transportasi diwakili dengan data jumlah kendaraan, dan sektor pertanian diwakili dengan data komoditi hasil pertanian dan perkebunan yang merupakan variabel prediktor.

Penurunan kualitas udara di beberapa kota di Indonesia dan turunnya kualitas udara dari tahun ke tahun mengakibatkan kualitas

udara menjadi salah satu permasalahan saat ini yang perlu diselesaikan. Sebelum dilakukan upaya pengendalian kualitas udara, diperlukan informasi faktor yang mempengaruhi baik dan buruknya kualitas udara pada tiap wilayah terlebih dahulu. GWR merupakan analisis statistika yang dapat digunakan untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi kualitas udara pada tiap wilayah serta akan didapatkan model prediksi pada setiap wilayah. Model prediksi dari GWR pada perhitungannya menggunakan jarak, namun perlu diketahui mana jenis jarak yang lebih baik antara jarak *Euclidean* dengan jarak *Manhattan* dalam memodelkan GWR.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, permasalahan pada penelitian ini adalah bagaimana membandingkan jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* dalam pemodelan kualitas udara dengan sektor industri, transportasi, kepadatan penduduk dan lahan hijau pada kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2018 menggunakan metode *Geographically Weighted Regression (GWR)*?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan pada penelitian ini adalah mengetahui antara jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* yang lebih baik untuk memodelkan kualitas udara dengan sektor industri, transportasi, kepadatan penduduk dan lahan hijau pada kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2018 menggunakan metode *Geographically Weighted Regression (GWR)*.

1.4 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat yaitu:

1. Untuk menentukan antara jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* yang paling baik digunakan pada pemodelan dengan metode *Geographically Weighted Regression (GWR)*.
2. Menambah pengetahuan penerapan metode statistika pada aplikasi di bidang lingkungan khususnya kualitas udara terhadap sektor industri, sektor transportasi, kepadatan penduduk dan lahan hijau menggunakan metode *Geographically Weighted Regression (GWR)*.

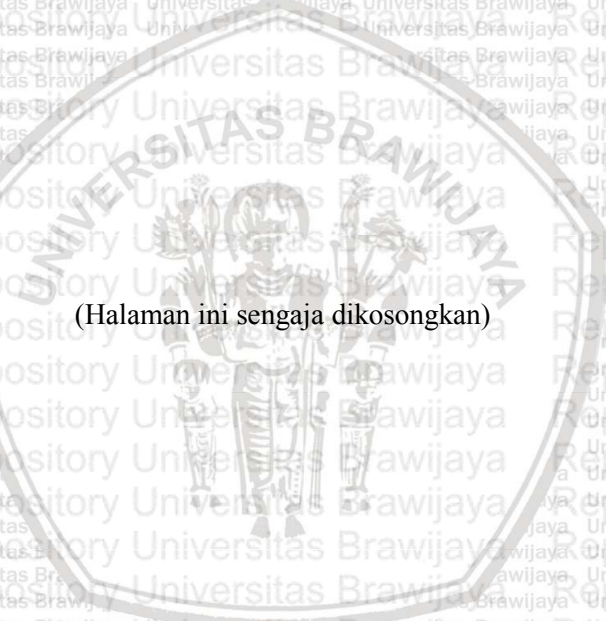
1.5 Batasan Masalah

Batasan permasalahan pada penelitian ini adalah variabel yang digunakan adalah kualitas udara sebagai variabel respon, PDRB yang mewakili variabel sektor industri, jumlah kendaraan bermotor yang mewakili variabel sektor transportasi, kepadatan penduduk dan lahan hijau sebagai variabel prediktor.





(Halaman ini sengaja dikosongkan)



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif bertujuan untuk menyederhanakan dan menata data sehingga diperoleh gambaran atau karakteristik data tersebut (Yitnosumarto, 1990). Statistika deskriptif hanya sebatas menggambarkan data dan tidak digunakan untuk penarikan kesimpulan. Peran statistika deskriptif pada metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah menyajikan gambaran data melalui peta tematik. Gambaran data pada metode GWR berguna untuk menyajikan hasil analisis pada tiap kelompok wilayah sehingga lebih mudah dipahami.

Peta tematik merupakan gambaran sebagian permukaan bumi yang memuat suatu informasi tertentu (Kartika, 2007). Peta tematik menggambarkan konsep geografis seperti populasi, iklim, kepadatan dan lain-lain yang umumnya menggunakan warna-warna pada tiap kelompok wilayah.

2.2 Regresi Linier

Analisis regresi merupakan teknik analisis data yang digunakan untuk memperoleh model hubungan antara variabel dependen dengan satu atau lebih variabel independen (Harlan, 2018). Analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan satu variabel prediktor terhadap variabel respon adalah analisis regresi linier sederhana, sedangkan bila ingin mengetahui hubungan dua atau lebih variabel prediktor terhadap variabel respon menggunakan model regresi linier berganda (Harlan, 2018).

Bentuk umum dari regresi linier berganda dengan variabel prediktor (x) sebanyak p , dapat dituliskan pada persamaan sebagai berikut (Draper dan Smith, 1998).

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

Di mana,

y_i : nilai observasi variabel respon pada pengamatan ke- i ,

$i = 1, 2, 3 \dots n$

x_{ik} : nilai observasi variabel prediktor ke- k pada pengamatan ke- i



β_0 : intersep model regresi

β_k : koefisien regresi variabel prediktor ke- k , $k = 1, 2, 3, \dots, p$

ε_i : residual pengamatan ke- $[\varepsilon_i \sim IIDN(0, \sigma^2)]$.

2.3 Geographically Weighted Regression (GWR)

GWR merupakan pengembangan dari model regresi di mana setiap parameter dihitung pada setiap titik lokasi, sehingga setiap titik lokasi geografis memiliki nilai parameter regresi yang berbeda-beda (Hidayah dkk., 2014). Model yang terbentuk dari GWR memiliki koefisien regresi yang berbeda tergantung pada lokasi data tersebut diambil. Model GWR dapat ditulis sebagai berikut (Fotheringham dkk., 2002).

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ki} + \varepsilon_i \quad (2.2)$$

Di mana: $i = 1, 2, \dots, n$

y_i : nilai observasi variabel respon untuk lokasi ke- i

x_{ki} : nilai observasi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i , $k = 1, 2, \dots, p$

$\beta_0(u_i, v_i)$: nilai *intercept* model regresi GWR

$\beta_k(u_i, v_i)$: koefisien regresi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i

(u_i, v_i) : koordinat letak geografis (lintang, bujur) dari lokasi pengamatan ke- i

ε_i : residual pengamatan ke- i yang diasumsikan identik, independen dan berdistribusi $[N \sim (0, \sigma^2)]$

2.3.1 Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial adalah fenomena hubungan antarvariabel atau unsur *error* yang bervariasi antarlokasi (Fitriani dan Efendi, 2019). Dampak dari heterogenitas spasial adalah parameter regresi bervariasi secara spasial atau disebut juga nonstasioneritas spasial pada parameter regresi. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan sifat antara lokasi satu dengan lokasi yang lainnya. Heterogenitas spasial merupakan asumsi yang harus

terpenuhi pada pemodelan GWR, dari tiap lokasi terdapat perbedaan sehingga perbedaan lokasi itu dapat dijelaskan oleh model GWR. Pengujian heterogenitas spasial dapat diuji dengan menggunakan statistik uji *Breusch-Pagan*. Berikut merupakan hipotesis pengujian heterogenitas spasial (Anselin, 1988).

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ (homoskedastisitas) lawan,

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

Statistik uji,

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}' \mathbf{Z} (\mathbf{Z}' \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}' \mathbf{f} + \left(\frac{1}{T}\right) \left(\frac{\boldsymbol{\varepsilon}' \mathbf{W} \boldsymbol{\varepsilon}}{\sigma^2}\right)^2 \quad (2.3)$$

$$T = \text{Tr}[\mathbf{W}' \mathbf{W} + \mathbf{W}^2] \quad (2.4)$$

Elemen vektor f adalah

$$f_i = \left(\frac{\varepsilon_i^2}{\sigma^2} - 1\right) \quad (2.5)$$

Di mana,

$\varepsilon_i = y_i - \hat{y}_i$: residual ke- i

σ^2 : variansi residual (ε_i)

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

T : Jumlah elemen-elemen diagonal utama matriks

\mathbf{W} : matriks pembobot antar lokasi

Kriteria pengambilan keputusan yang dapat digunakan yaitu, tolak H_0 jika $BP > X_p^2$ atau p -value $< \alpha$, maka terjadi heteroskedastisitas spasial.

2.3.2 Pendugaan Parameter Model GWR

Pendugaan parameter model GWR dilakukan dengan metode *Weighted Least Square* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda pada setiap lokasi (Fotheringham dkk., 2002). Adapun

pembobot tiap lokasi dituliskan sebagai $w_j(u_i, v_i)$ dimana $j = 1, 2, 3 \dots, n$. Berikut pendugaan parameter bagi model GWR pada lokasi (u_i, v_i) .

$$y_i w_j(u_i, v_i) = w_j(u_i, v_i) \left(\beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i \right) \quad (2.6)$$

Diberikan pembobot $w_j(u_i, v_i)$ pada jumlah kuadrat galat yang dituliskan pada persamaan berikut.

$$\sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \varepsilon_i^2 = \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \left[y_i - \beta_0(u_i, v_i) - \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} \right] \quad (2.7)$$

Pendugaan parameter dengan metode WLS mirip dengan pendugaan dengan metode OLS pada regresi linier, yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat *error*.

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varepsilon}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))' \mathbf{W}(u_i, v_i) (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) \\ \boldsymbol{\varepsilon}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= (\mathbf{Y}' - \mathbf{X}' \boldsymbol{\beta}'(u_i, v_i)) (\mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \\ &\quad - \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) \\ \boldsymbol{\varepsilon}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= \mathbf{Y}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} - \mathbf{Y}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\ &\quad - \boldsymbol{\beta}'(u_i, v_i) \mathbf{X}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \\ &\quad + \boldsymbol{\beta}'(u_i, v_i) \mathbf{X}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\ \boldsymbol{\varepsilon}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= \mathbf{Y}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} - 2 \boldsymbol{\beta}'(u_i, v_i) \mathbf{X}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \\ &\quad + \boldsymbol{\beta}'(u_i, v_i) \mathbf{X}' \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \end{aligned} \quad (2.8)$$

Kemudian mendapatkan nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)$ dengan menurunkan persamaan (2.8) yang diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)$ dan disamadengankan nol.



$$\frac{\partial(\boldsymbol{\varepsilon}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\boldsymbol{\varepsilon})}{\partial\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)} = 0$$

$$\frac{\partial(\mathbf{Y}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}'(u_i, v_i)\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}'(u_i, v_i)\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))}{\partial\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)} = 0$$

$$-2\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{Y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = 0$$

$$2\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = 2\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{Y}$$

$$\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = \frac{2\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{Y}}{2\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{X}} \quad (2.9)$$

(Kutner dkk., 2005)

Berikut merupakan pendugaan parameter model GWR.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) = [\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i)\mathbf{Y} \quad (2.10)$$

Di mana,

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_1(u_1, v_1) \\ \hat{\beta}_2(u_2, v_2) \\ \vdots \\ \hat{\beta}_k(u_i, v_i) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_1(u_i, v_i) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_2(u_i, v_i) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w_n(u_i, v_i) \end{bmatrix}$$

Dari pendugaan parameter pada persamaan (2.10) didapatkan nilai prediksi sebagai berikut.

$$\hat{\mathbf{y}} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n) = \mathbf{S}\mathbf{y} \quad (2.11)$$

Di mana,



$$S = \begin{bmatrix} x_1^T [X'W(u_1, v_1)X]^{-1} X'W(u_1, v_1) \\ x_2^T [X'W(u_2, v_2)X]^{-1} X'W(u_2, v_2) \\ \vdots \\ x_n^T [X'W(u_n, v_n)X]^{-1} X'W(u_n, v_n) \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

$$\hat{y} = \begin{bmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{bmatrix}$$

2.3.3 Penentuan Bandwidth Optimum

Bandwidth merupakan radius lingkaran di mana titik yang berbeda dalam radius lingkaran berpengaruh membentuk parameter model lokasi *i*. apabila *bandwidth* sangat kecil maka akan semakin sedikit pengamatan yang berada pada radius *b*, sehingga model yang diperoleh akan sangat kasar (*under smoothing*) karena hasil estimasi menggunakan sedikit pengamatan dan sebaliknya, nilai *bandwidth* semakin besar dapat menimbulkan bias yang semakin besar (Fotheringham dkk., 2002). *Bandwidth* yang sangat besar mengakibatkan semakin banyak pengamatan yang berada pada radius *b*, sehingga model yang diperoleh akan terlampaui halus (*over smoothing*) karena hasil estimasi menggunakan banyak pengamatan.

Pemilihan *bandwidth* optimum menjadi sangat penting karena dapat mempengaruhi ketepatan model terhadap data. Metode yang digunakan untuk menentukan *bandwidth optimum* adalah metode *Cross Validation* (CV) yang dirumuskan sebagai berikut (Fotheringham dkk., 2002).

$$CV(b) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(b))^2 \quad (2.13)$$

Di mana, $i = 1, 2, \dots, n$ dan $\hat{y}_{\neq i}(b)$: Merupakan nilai estimasi y_i yang nilainya diperoleh tanpa melibatkan pengamatan lokasi ke-*i*. Nilai *bandwidth* optimum jika diperoleh dari *b* yang menghasilkan nilai CV paling minimum.

2.3.4 Jarak Spasial

Jarak spasial merupakan ukuran kedekatan suatu objek yang dapat diartikan sebagai tingkat kesamaan antara dua fitur. pembobot pada analisis spasial tidak hanya menggunakan ketetanggaan, namun

masing baris sama dengan satu ($\sum_{i=1}^n w_{ij} = 1$). Perhitungan standarisasi invers jarak dapat dilihat pada persamaan (2.17).

$$w_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2.16)$$

$$w_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^n w_{ij}} \quad (2.17)$$

Selain menggunakan invers jarak, pembobot W pada setiap lokasi dapat ditentukan dengan fungsi kernel. Berikut pembobot pada fungsi kernel (Fotheringham dkk., 2002):

1. *Fixed Kernel* (fungsi kernel tetap)

Fungsi kernel memiliki *bandwidth* (b) yang sama pada setiap titik lokasi. Terdapat dua jenis fungsi kernel tetap yaitu:

a. *Fixed Gaussian Kernel*

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right) \quad (2.18)$$

b. *Fixed Bisquare Kernel*

$$w_{ij} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right]^2, & \text{jika } d_{ij} < b \\ 0, & \text{jika } d_{ij} \geq b \end{cases} \quad (2.19)$$

2. *Adaptive Kernel* (fungsi kernel adaptif)

Fungsi kernel adaptif memiliki *bandwidth* yang berbeda untuk setiap titik lokasi pengamatan. Apabila titik pengamatan menyebar secara rata di sekitar lokasi pengamatan ke- i maka *bandwidth* yang diperoleh relatif sempit, sebaliknya jika titik pengamatan memiliki jarak yang jauh dari titik pengamatan ke- i maka *bandwidth* yang diperoleh semakin luas. Terdapat dua jenis fungsi kernel adaptif yaitu:

a. *Adaptive Gaussian Kernel*

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^2\right) \quad (2.20)$$



b. *Adaptive Bisquare Kernel*

$$w_{ij} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b_i} \right)^2 \right]^2, & \text{jika } d_{ij} < b \\ 0, & \text{jika } d_{ij} \geq b \end{cases} \quad (2.21)$$

(Fotheringham dkk., 2002)

2.3.6 Pengujian Hipotesis Model GWR

Pengujian hipotesis pada model GWR terdiri dari 2 macam, yaitu sebagai berikut.

1. Uji Kesesuaian Model GWR

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengetahui kesamaan antara regresi linier berganda dengan GWR. Diharapkan model GWR dapat lebih baik dibandingkan dengan pemodelan menggunakan regresi OLS. Adapun S merupakan matriks yang memproyeksikan nilai y menjadi \hat{y} pada lokasi (u_i, v_i) sesuai pada persamaan (2.12).

Berikut hipotesis yang digunakan pada pengujian kesesuaian model GWR:

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k$ (tidak ada perbedaan antara OLS dengan GWR)

lawan,

$H_1 : \text{setidaknya ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$ (ada perbedaan antara OLS dengan GWR) ; $k = 0, 1, 2, \dots, p$ dan $i = 1, 2, \dots, n$

Berikut merupakan statistik uji dari model GWR (Leung dkk., 2000).

$$F_{hitung} = \frac{\frac{JKG_{OLS} - JKG_{GWR}}{\delta_1}}{\frac{v_1}{JKG_{GWR}}} \quad (2.22)$$

Di mana:

$JKG_{GWR} = Y^T (I - S)^T (I - S) Y$

$JKG_{OLS} = Y^T (I - H)^T (I - H) Y$

$H = X(X^T X)^{-1} X^T$

$\delta_1 = tr[(I - S)^T (I - S)]^1$

$\delta_2 = tr[(I - S)^T (I - S)]^2$

$v_1 = n - p - 1 - \delta_1$

$v_2 = n - p - 1 - 2\delta_1 + \delta_2$

Kriteria pengambilan keputusan yang dapat digunakan yaitu, tolak H_0 jika $F_{hitung} > F_{[\alpha; \frac{v_1^2}{v_2}, \frac{\delta_1^2}{\delta_2^2}]}$ atau $p - value < \alpha$, maka ada perbedaan antara OLS dan GWR.

2. Uji Parsial Parameter Model GWR

Pengujian parsial parameter model GWR dilakukan untuk mengetahui parameter mana saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon pada model GWR. Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0 \text{ lawan,}$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0 ; k = 0, 1, 2, \dots, p \text{ dan } i = 1, 2, \dots, n$$

Statistik uji:

$$T = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{se[\hat{\beta}_k(u_i, v_i)]} \quad (2.23)$$

Di mana, $se[\hat{\beta}_k(u_i, v_i)]$ merupakan *standard error* yang diperoleh dari akar positif $var[\hat{\beta}_k(u_i, v_i)]$. Kriteria pengambilan keputusan yang digunakan yaitu, tolak H_0 , $|T| > t_{(\alpha/2; db)}$ yang artinya parameter $\beta(u_i, v_i)$ signifikan terhadap model. Derajat bebas (db) merupakan nilai dari $(n - p - 1)$.

2.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik merupakan proses evaluasi dari model untuk mengetahui seberapa besar peluang masing-masing model yang terbentuk sudah sesuai dengan data. *AIC (Akaike's Information Criterion)* merupakan salah satu kriteria yang digunakan pada pemilihan model yang terbaik. Model dengan *AIC* merupakan model yang lebih baik. Berikut merupakan rumus nilai *AIC* sebagai berikut (Fotheringham dkk., 2002).

$$AIC = 2n \log_e(\hat{\sigma}) + n \log_e(2\pi) + n \left\{ \frac{n + tr(S)}{n - 2 - tr(S)} \right\} \quad (2.24)$$

$$R_i^2 = \frac{JKT_W - JKG_W}{JKT_W} \quad (2.25)$$

Di mana,

$$JKT_W = \sum_i w_{ij} (y_i - \bar{y})^2$$

$$JKG_W = \sum_i w_{ij} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$\hat{\sigma}$ adalah nilai estimasi standard *error*, dan **S** adalah matriks duga sesuai persamaan (2.12). Selain *AIC*, digunakan *JKG* dan R^2 untuk menentukan model terbaik. R^2 merupakan koefisien determinasi yang menjelaskan sebesar besar variabel prediktor dapat menjelaskan variabel respon, rumus perhitungan R^2 sesuai pada persamaan (2.25). Model terbaik adalah model yang memiliki nilai *AIC* dan *JKG* terkecil, namun nilai R^2 yang paling besar.

2.5 Kualitas Udara

Pencemaran udara merupakan salah satu permasalahan yang dihadapi di dunia termasuk di Indonesia. Kecenderungan turunnya kualitas udara di kota besar di Indonesia telah terbukti dengan hasil pemantauan yang dilakukan Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK). KLHK membuat indeks kualitas udara sebagai alat ukur untuk mengetahui kualitas udara.

Indeks kualitas udara pada umumnya dihitung berdasarkan lima pencemar utama yaitu: oksidan/ozon di permukaan, bahan partikel, karbon monoksida (CO), sulfur dioksida (SO₂) dan nitrogen dioksida (NO₂) (KLHK, 2018). Akan tetapi, pada saat ini perhitungan indeks kualitas udara hanya menggunakan dua parameter yaitu NO₂ dan SO₂, di mana parameter NO₂ mewakili kendaraan bermotor, dan parameter SO₂ mewakili industri dan kendaraan yang menggunakan bahan bakar yang mengandung sulfur.

KLHK melakukan pengumpulan data kualitas udara dari hasil pengukuran di 400 kabupaten/kota di seluruh Indonesia dengan menggunakan metode *Passive Sampling*. Pengambilan data oleh KLHK dilakukan pada lokasi-lokasi yang mewakili dampak pencemaran udara dari kawasan transportasi, kawasan perumahan, kawasan perkantoran dan kawasan industri.

Perhitungan indeks kualitas udara di Indonesia merupakan konversi dari standar *European Union (EU) Directives*. Berikut merupakan rumus konversi indeks kualitas udara EU (I_{EU}) menjadi IKU (Indeks Kualitas Udara) (KLHK, 2018).

$$IKU = 100 - \left[\frac{50}{0.9} \times (I_{EU} - 0.1) \right] \quad (2.26)$$

Nilai IKU memiliki skala 0 – 100 untuk setiap provinsi. Kriteria penentuan kualitas udara menggunakan IKU adalah jika IKU semakin mendekati angka 100 maka mengindikasikan kualitas udara di wilayah tersebut semakin baik.

2.6 Hubungan Kualitas Udara dengan Sektor Industri, Sektor Transportasi, Kepadatan Penduduk dan Ketersediaan Lahan Hijau

Kemampuan lingkungan untuk menerima beban pencemaran udara tanpa harus menimbulkan dampak negatif disebut juga baku mutu lingkungan. Baku mutu digunakan sebagai acuan untuk mengevaluasi dampak dari kegiatan pembangunan terhadap lingkungan, Sehingga tingkat pencemaran lingkungan yang terjadi dapat terkontrol (Gupito dan Kodoatie, 2013).

Pertumbuhan ekonomi yang mengandalkan eksploitasi sumber daya alam akan berdampak pada lingkungan (Gupito dan Kodoatie, 2013). Jadi semakin meningkatnya pembangunan maka akan semakin memberikan dampak negatif kepada lingkungan, misalnya ketika PDRB meningkat maka pencemaran udara pun meningkat dengan cepat. Pembatasan pertumbuhan ekonomi harus dilakukan jika memang ingin melestarikan lingkungan, begitupun sebaliknya jika pertumbuhan ekonomi meningkat maka lingkungan akan menanggung beban, yang pada suatu saat menjadi pembatas untuk pertumbuhan ekonomi, karena sudah habisnya sumber daya yang tersedia karena rusaknya lingkungan.

Pertumbuhan ekonomi yang berdampak pada lingkungan terutama pencemaran udara yaitu sektor industri dan sektor transportasi. Masing-masing sektor memiliki dampak positif dan negatif (Gupito dan Kodoatie, 2013). Sektor industri memiliki dampak positif akan menaikkan PDRB dan dampak negatifnya adalah sisa gas hasil pengolahan dalam industri. Sektor transportasi memiliki dampak positif yaitu mendatangkan pemasukan suatu daerah dari tarif transportasi dan dampak negatifnya adalah polusi yang ditimbulkan dari asap kendaraan bermotor akan mencemari udara.

Pada penelitian ini juga dimasukkan faktor kepadatan penduduk, kepadatan penduduk akan mengakibatkan rusaknya lingkungan dan juga mengakibatkan terjadinya pengikisan sumber daya alam yang tersedia (Damayanti dan Chamid, 2016). Kepadatan penduduk juga menjadi landasan untuk pemerataan penduduk di Indonesia. Pemerataan penduduk maka akan mengakibatkan berkurangnya lahan hutan, pertanian, perkebunan untuk dibangun rumah-rumah penduduk dan akan mengakibatkan pertumbuhan ekonomi di wilayah tersebut, sehingga akan berdampak pada lingkungan. Maka lahan hijau seperti luas hutan, luas lahan pertanian dan luas perkebunan juga perlu diketahui apakah juga memiliki dampak secara nyata pada pengendalian polusi udara yang terjadi saat ini.

2.6.1 Sektor Industri

Industri merupakan aspek penting bagi perekonomian, dampak positif adanya industri yaitu penyerapan tenaga kerja dan meningkatkan PDRB. Akan tetapi, industri juga memiliki dampak negatif pada lingkungan yaitu sisa gas hasil pengolahan yang akan mencemari udara, dan juga sisa zat kimia yang dapat mencemari air dll.

Kerusakan lingkungan akan sejalan dengan perkembangan industri yang terjadi. Sektor industri juga telah dijadikan pengaruh penting pada pertumbuhan ekonomi saat ini. Perkembangan industri dapat dilihat dari PDRB atas harga berlaku yang terus naik tiap tahunnya. Besar PDRB atas harga berlaku pada industri pengolahan pada tahun 2018 sebesar Rp 159,242.67 miliar dan naik menjadi Rp 174,210.51 miliar pada tahun 2019 (BPS, 2019). Nilai tersebut hanya meliputi industri pengolahan saja, belum jenis industri-industri yang lain. Hal ini menandakan bahwa industri di Jawa Timur sangat berkembang pesat.

2.6.2 Sektor Transportasi

Pencemaran udara oleh sektor transportasi merupakan suatu hal yang tidak dapat dihindarkan pada saat ini. Walaupun bukan satu-satunya faktor yang mempengaruhi pencemaran udara, namun penggunaan transportasi khususnya kendaraan bermotor yang tidak terkendali akan menimbulkan kerusakan pada lingkungan, terutama udara.

Jumlah kendaraan bermotor pada provinsi Jawa Timur tahun 2017 sebanyak 138,556,669 kendaraan, meningkat sangat pesat dibanding tahun 2016 sebanyak 129,281,079 kendaraan (BPS, 2018b). Peningkatan tersebut harus sejalan dengan upaya pengendalian jumlah kendaraan bermotor yang dilakukan pemerintah. Rencana pemerintah untuk menghambat peningkatan kendaraan bermotor adalah dengan menurunkan Pajak Pertambahan Nilai (PPN) dan Pajak Penjualan atas Barang Mewah (PPnBM) kendaraan listrik. Langkah pengendalian yang diambil pemerintah merupakan cerminan bahwa sektor transportasi sangat berdampak bagi lingkungan.

2.6.3 Kepadatan Penduduk

Kuantitas atau jumlah penduduk dapat menjadi suatu dampak positif maupun menjadi dampak negatif bagi negara. Jumlah penduduk akan menjadi dampak positif apabila seimbang dengan sumber daya yang tersedia dan kepedulian penduduk untuk menjaga lingkungan tinggi. Ketika jumlah penduduk tinggi dan sumber daya yang tersedia rendah maka akan menjadi dampak negatif. Dampak negatif dari kepadatan penduduk yaitu: pengurangan lahan hutan, pertanian dan perkebunan yang digunakan sebagai tempat tinggal, sumber daya yang dimiliki juga akan habis untuk memenuhi kebutuhan penduduk, serta terjadi kerusakan lingkungan yang akan mempengaruhi kesejahteraan penduduk juga.

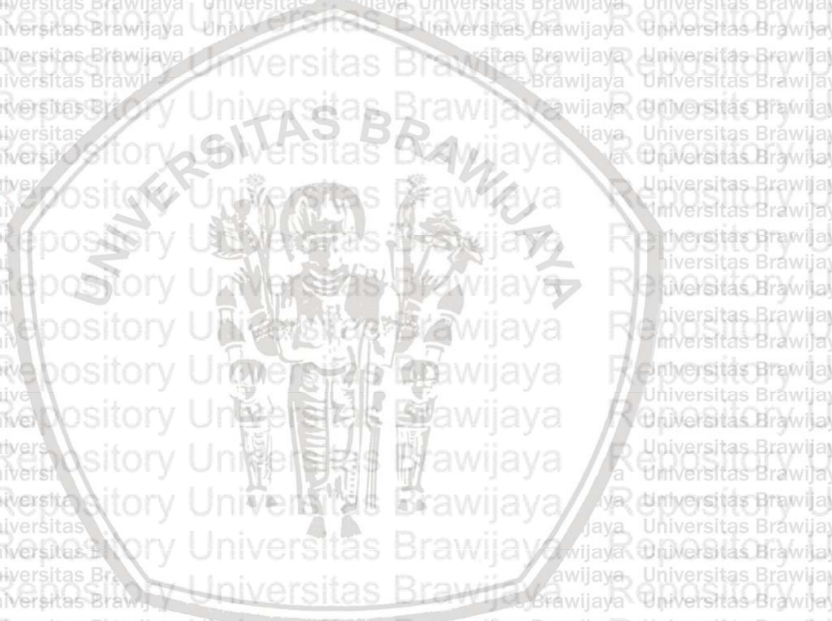
Laju pertumbuhan penduduk provinsi Jawa Timur tahun 2016-2017 sebesar 0.56% (BPS, 2018c). Angka tersebut merupakan sangat kecil karena berada di bawah rata-rata nasional yaitu sebesar 1.36%. Menandakan di Jawa Timur angka pertumbuhan penduduk dikontrol dengan baik.

2.6.4 Lahan Hijau

Pencemaran udara merupakan suatu permasalahan yang dihadapi saat ini, tersedianya lahan hijau semakin berkurang tiap tahun. Pencemaran udara saat ini berbanding terbalik dengan tersedianya lahan hijau yang semakin berkurang. Lahan hijau dapat berupa hutan, sawah, perkebunan, taman kota maupun area-area yang memang dibangun untuk ditanami tumbuhan.

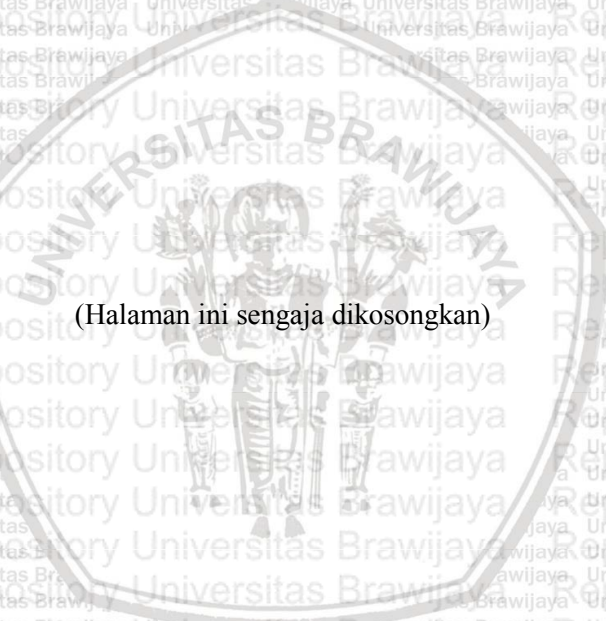
Pepohonan atau tumbuhan dapat menghasilkan oksigen yang dapat mengendalikan polutan di udara, hal ini mendasari lahan hijau

dapat mengendalikan pencemaran udara, namun karena parahnya pencemaran udara saat ini menjadi suatu pertanyaan apakah lahan hijau yang tersedia sekarang masih dapat mengendalikan pencemaran udara yang ada.





(Halaman ini sengaja dikosongkan)



BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data spasial dengan unit spasialnya adalah kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Data diperoleh dari beberapa instansi antara lain: Dinas Lingkungan Hidup Provinsi Jawa Timur yaitu data Indeks Kualitas Udara (IKU), data sektor transportasi didapat dari BAPENDA dan data yang didapatkan dari BPS yaitu data PDRB atas dasar harga berlaku, data kepadatan penduduk dan data lahan hijau pada 38 kabupaten/kota di Jawa Timur pada tahun 2018.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini ditampilkan pada tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Satuan
Y	Indeks Kualitas Udara	IKU
X_1	PDRB tahun 2018	Triliun Rupiah
X_2	Jumlah kendaraan bermotor	Unit
X_3	Jumlah penduduk	Jiwa
X_4	Luas lahan pertanian	Hektar
X_5	Luas hutan	Hektar

Berikut merupakan penjelasan masing-masing variabel:

1. Indeks Kualitas Udara (Y)
Digunakan data hasil konversi IEU menjadi IKU yang memiliki skala 0 – 100 untuk setiap provinsi, apabila nilai IKU mendekati 100 maka mengindikasikan kualitas udara di wilayah tersebut semakin baik.
2. Sektor Industri (X_1)
Data yang digunakan untuk variabel sektor industri adalah data PDRB atas dasar harga konstan. Terdapat beberapa pendekatan pada perhitungan PDRB. Perhitungan PDRB yang berkaitan dengan penggunaan sumber daya alam adalah dengan pendekatan produksi (Hasibuan, 2015).

3. Sektor Transportasi (X_2)

Data yang digunakan pada sektor transportasi adalah data jumlah kendaraan mobil, truk, bus dan sepeda motor pada tiap kabupaten/kota.

4. Kepadatan Penduduk (X_3)

Merupakan data jumlah penduduk laki-laki dan perempuan di tiap kabupaten/kota dengan satuan jiwa.

5. Lahan Hijau

Data yang digunakan adalah data luas lahan pertanian (X_4) dan luas hutan (X_5) pada tiap kabupaten /kota dengan satuan hektar.

3.3 Struktur Data Penelitian

Struktur data yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 3.2.

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian

Kabupaten/kota	Y		X_1	X_2	...	X_5	
	u	v					
Pacitan	u_1	v_1	$y_{1,1}$	$x_{1,1}$	$x_{1,2}$...	$x_{1,5}$
Ponorogo	u_2	v_2	$y_{2,1}$	$x_{2,1}$	$x_{2,2}$...	$x_{2,5}$
Trenggalek	u_3	v_3	$y_{3,1}$	$x_{3,1}$	$x_{3,2}$...	$x_{3,5}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Kota Batu	u_{38}	v_{38}	$y_{38,1}$	$x_{38,1}$	$x_{38,2}$...	$x_{38,5}$

3.4 Prosedur Penelitian

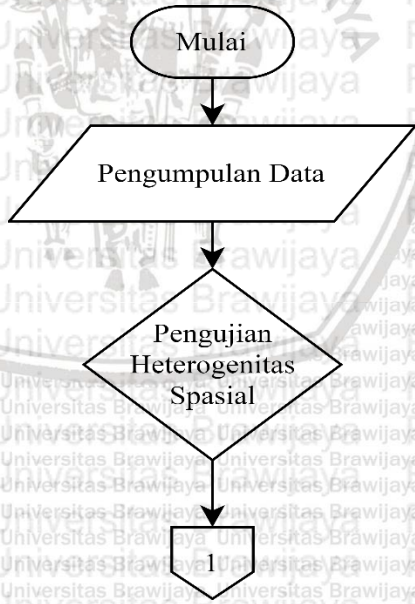
Berikut merupakan langkah-langkah pada penelitian ini:

1. Melakukan pemodelan regresi linier berganda sesuai persamaan 2.1.
2. Melakukan pengujian Heterogenitas spasial pada indeks kualitas udara tiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur sesuai dengan persamaan 2.3.
3. Melakukan pemodelan GWR dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 - a. Menghitung jarak *euclidian* dan jarak *Manhattan* antar lokasi pengamatan berdasarkan letak geografis sesuai persamaan (2.14) dan (2.15).

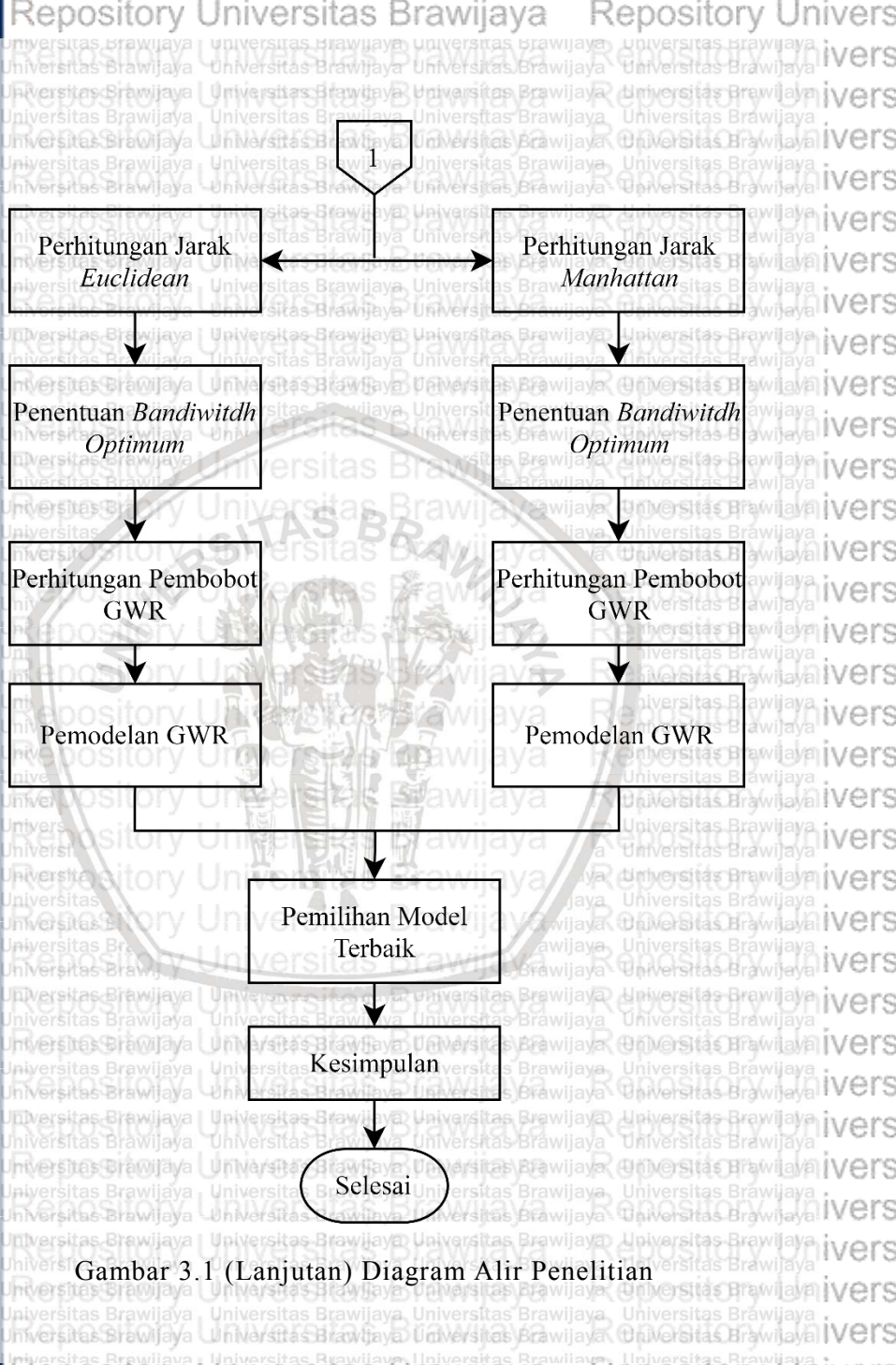
- b. Menentukan *bandwidth optimum* dengan kriteria CV sesuai persamaan (2.13).
 - c. Menghitung pembobot pada masing-masing lokasi.
 - d. Menghitung nilai pendugaan parameter model GWR sesuai persamaan (2.11).
 - e. Melakukan pengujian parameter model GWR sesuai persamaan (2.22) dan (2.23).
4. Memilih model terbaik dengan nilai AIC.
 5. Mendapatkan model GWR untuk masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur
 6. Interpretasi hasil dengan bantuan peta tematik sebagai gambaran faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas udara pada masing-masing kabupaten dan kota.

3.5 Diagram Alir Penelitian

Berikut merupakan diagram alir penelitian:



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

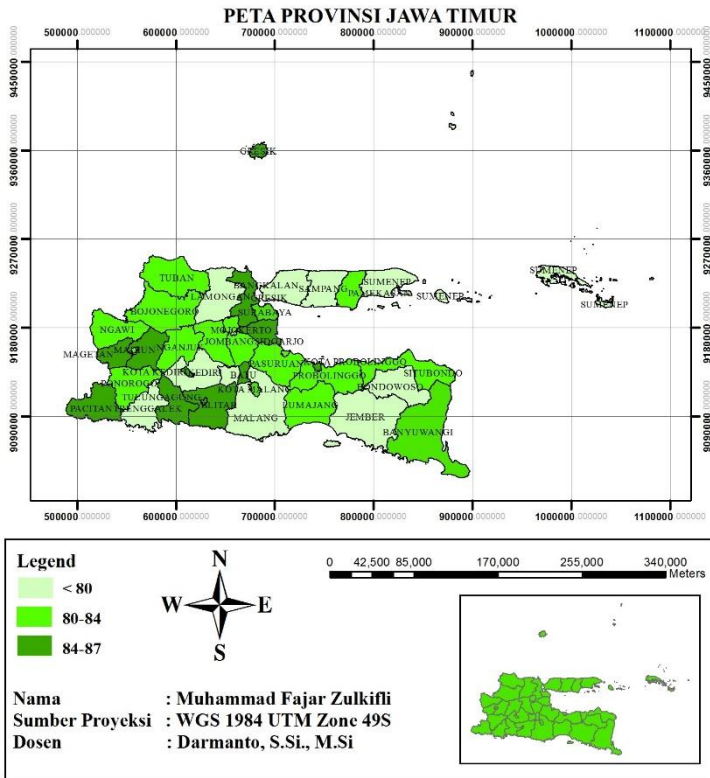


Gambar 3.1 (Lanjutan) Diagram Alir Penelitian

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Statistika Deskriptif

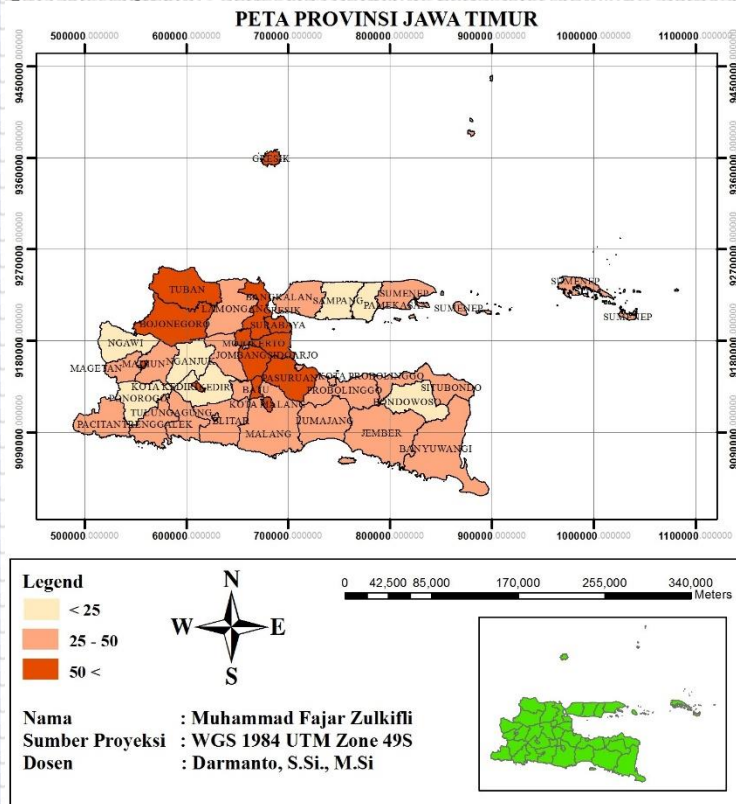
Sebelum memulai analisis lebih lanjut, maka dilakukan analisis statistika deskriptif menggunakan peta tematik yang berguna untuk menggambarkan secara umum tentang kualitas udara dan faktor-faktor yang mempengaruhinya.



Gambar 4.1 Peta Persebaran Kualitas Udara di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018

Gambar 4.1 menunjukkan kualitas udara yang dibagi menjadi tiga kelompok yaitu wilayah dengan IKU dibawah 80 sebagai wilayah dengan kualitas udara rendah, wilayah dengan IKU antara 80 hingga 84 sebagai wilayah dengan kualitas udara sedang, dan wilayah dengan

IKU lebih besar dari 84 sebagai wilayah dengan kualitas udara tinggi. Kabupaten Pacitan memiliki IKU tertinggi sebesar 87.7 sedangkan Kabupaten Bangkalan memiliki IKU terendah sebesar 69.08.

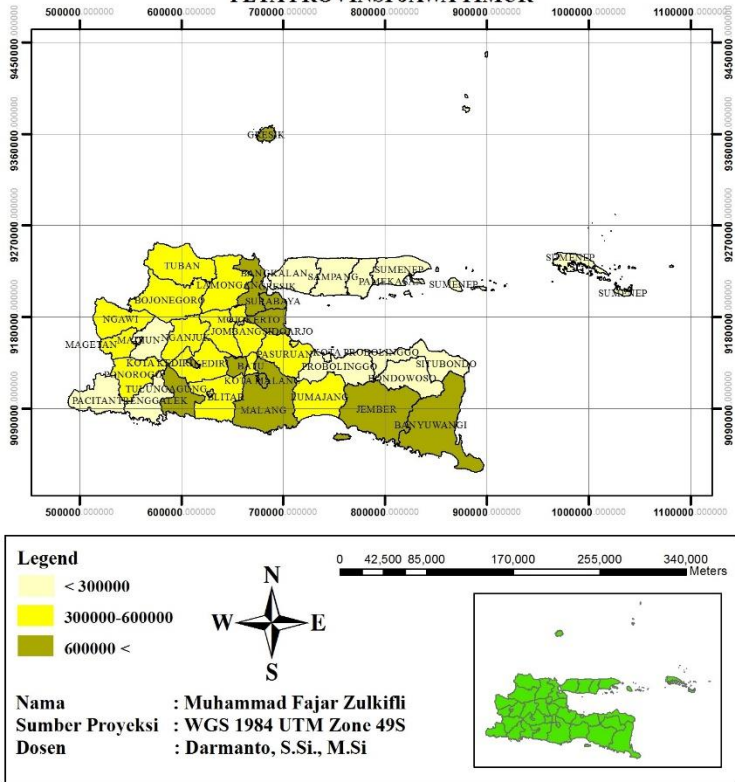


Gambar 4.2 Peta Persebaran PDRB di Provinsi Jawa Timur

Tahun 2018

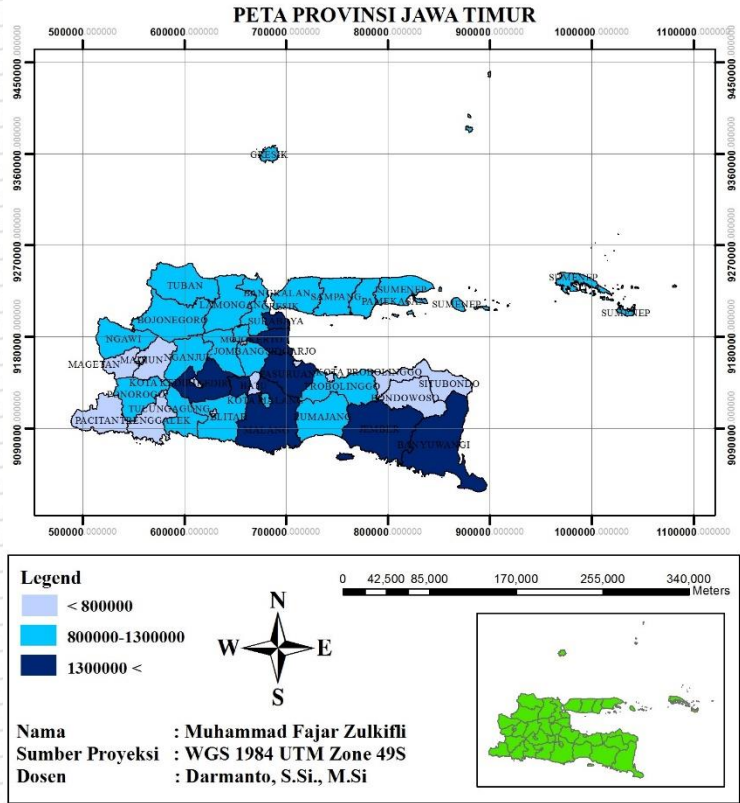
Gambar 4.2 menunjukkan PDRB yang dibagi menjadi tiga kelompok yaitu wilayah dengan PDRB dibawah Rp 25 Triliun sebagai wilayah dengan PDRB rendah, wilayah dengan PDRB antara Rp 25 Triliun hingga Rp 50 Triliun sebagai wilayah dengan PDRB sedang, dan wilayah dengan PDRB lebih besar dari Rp 50 Triliun sebagai wilayah dengan PDRB tinggi. Kota Kediri memiliki PDRB tertinggi sebesar Rp 449,206.6 Miliar sedangkan Kabupaten Pamekasan memiliki PDRB terendah sebesar Rp 18,304.1 Miliar rupiah.

PETA PROVINSI JAWA TIMUR



Gambar 4.3 Peta Persebaran Jumlah Kendaraan di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018

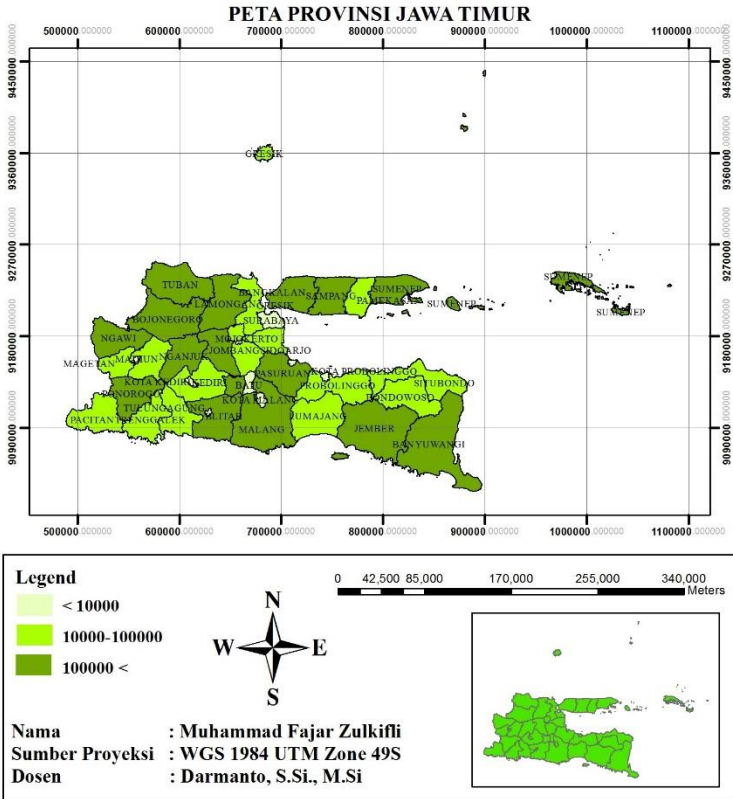
Gambar 4.3 menunjukkan jumlah kendaraan yang dibagi menjadi tiga kelompok yaitu wilayah dengan jumlah kendaraan dibawah 300,000 Unit sebagai wilayah dengan jumlah kendaraan rendah, wilayah dengan jumlah kendaraan antara 300,000 Unit hingga 600,000 Unit sebagai wilayah dengan jumlah kendaraan sedang, dan wilayah dengan jumlah kendaraan lebih besar dari 600,000 Unit sebagai wilayah dengan jumlah kendaraan tinggi. Kendaraan bermotor paling banyak berada pada Kota Surabaya sebanyak 2,343,887 Unit, dikarenakan Kota Surabaya merupakan pusat perekonomian di Jawa Timur. Kendaraan bermotor paling sedikit yaitu di Kabupaten Sampang sebanyak 90,618 Unit.



Gambar 4.4 Peta Persebaran Kepadatan Penduduk di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018

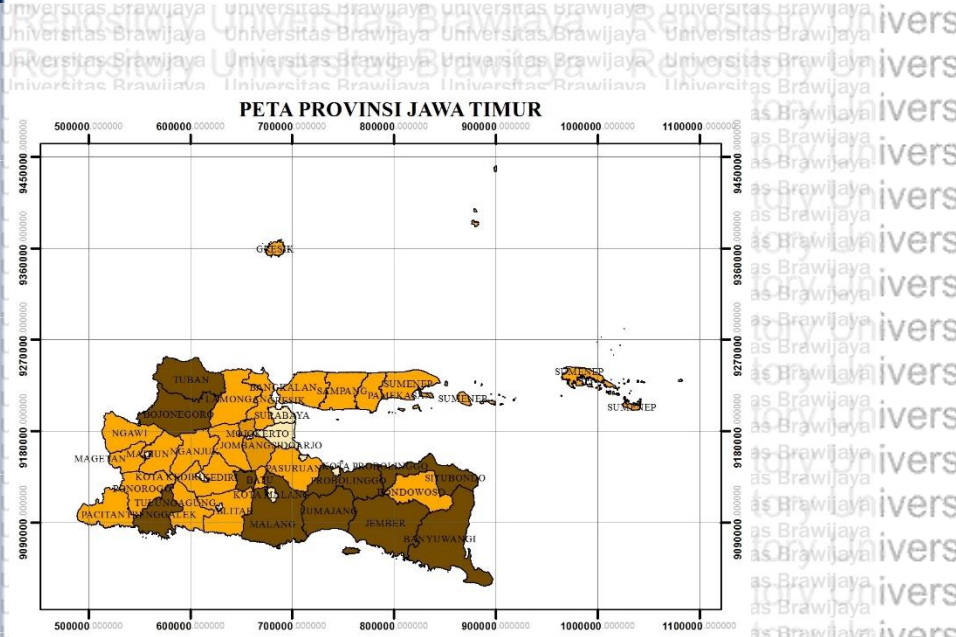
Gambar 4.4 menunjukkan kepadatan penduduk yang dibagi menjadi tiga kelompok yaitu wilayah dengan kepadatan penduduk dibawah 800,000 Jiwa sebagai wilayah dengan kepadatan penduduk rendah, wilayah dengan kepadatan penduduk antara 800,000 Jiwa hingga 1,300,000 Jiwa sebagai wilayah dengan kepadatan penduduk sedang, dan wilayah dengan kepadatan penduduk lebih besar dari 1,300,000 Jiwa sebagai wilayah dengan kepadatan penduduk tinggi. Kabupaten/Kota yang memiliki jumlah penduduk terbanyak yaitu Kota Surabaya dengan penduduk sebanyak 2,885,245 jiwa, karena Kota Surabaya merupakan pusat perekonomian Provinsi Jawa Timur. Kota Mojokerto memiliki jumlah penduduk paling sedikit yaitu

sebanyak 128,540 jiwa karena Kota Mojokerto merupakan kota dengan luas paling kecil di Jawa Timur.



Gambar 4.5 Peta Persebaran Lahan Pertanian di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018

Gambar 4.5 menunjukkan lahan pertanian yang dibagi menjadi tiga kelompok yaitu wilayah dengan lahan pertanian dibawah 10,000 Ha sebagai wilayah dengan lahan pertanian rendah, wilayah dengan lahan pertanian antara 10,000 Ha hingga 100,000 Ha sebagai wilayah dengan lahan pertanian sedang, dan wilayah dengan lahan pertanian lebih besar dari 100,000 Ha sebagai wilayah dengan lahan pertanian tinggi. Lahan pertanian terluas yaitu pada Kabupaten Tuban seluas 241,578 Ha dan lahan pertanian tersempit pada Kota Mojokerto seluas 782 Ha.



Legend

- 0
- 100-50000
- 50000 <

Nama : Muhammad Fajar Zulkifli
Sumber Proyeksi : WGS 1984 UTM Zone 49S
Dosen : Darmanto, S.Si, M.Si

0 42,500 85,000 170,000 255,000 340,000 Meters

Gambar 4.6 Peta Persebaran Lahan Hutan di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018

Gambar 4.6 menunjukkan lahan hutan yang dibagi menjadi tiga kelompok yaitu wilayah dengan pahan hutan dibawah 10,000 Ha sebagai wilayah dengan lahan hutan rendah, wilayah dengan lahan hutan antara 10,000 Ha hingga 100,000 Ha sebagai wilayah dengan lahan hutan sedang, dan wilayah dengan lahan hutan lebih besar dari 100,000 Ha sebagai wilayah dengan lahan hutan tinggi. Hutan terluas di Jawa Timur berada pada Kabupaten Banyuwangi seluas 177,084 Ha. Beberapa kabupaten/kota di Jawa Timur tidak memiliki hutan antara lain kabupaten Sidoarjo, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya.

4.2 Penentuan Jarak *Euclidean* dan Jarak *Manhattan*

Penentuan jarak yang digunakan dilakukan diawal penelitian sebelum menguji asumsi model GWR, karena asumsi GWR memerlukan jarak pada perhitungannya. Pada penelitian ini jarak yang digunakan ada dua yaitu jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* yang diukur dari pusat wilayah. Jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* pada masing-masing kabupaten/kota lebih lengkapnya dapat dilihat pada lampiran 9 dan lampiran 10.

Hasil dari perhitungan jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* yang tercantum pada tabel 4.1 sebagai contoh jarak *Euclidean* dari Kota Malang ke Kabupaten Pacitan sejauh 156867.74 meter sedangkan jika menggunakan jarak *Manhattan* sejauh 203958.7 meter. Perbedaan dari hasil jarak tersebut mendasari teori bahwa jarak euclidean tepat untuk mengukur jarak terpendek antara dua titik sedangkan jarak manhattan mengukur jarak terjauh antara dua data (Pardede, 2019), sehingga perbedaan tersebut melandasi perbandingan pemodelan GWR dengan jarak *Euclidean* dan *Manhattan* menggunakan pembobot *Gaussian Kernel* pada penelitian ini.

Tabel 4.1 Jarak *Euclidean* dan Jarak *Manhattan* dilihat dari Kota Malang (Meter)

Kab/kota	Jarak <i>Euclidean</i>	Jarak <i>Manhattan</i>
Kab. Pacitan	156867.74	203958.7
Kab. Ponorogo	89605.51	82511.6
Kab. Trenggalek	116486.49	154365.7
Kab. Tulungagung	106102.63	143366.8
Kab. Blitar	65045.7	91674.4
Kab. Kediri	40489.54	26306.4
Kab. Malang	1561.86	2208.8
Kab. Lumajang	99493.79	26838.2
Kab. Jember	121903.86	38770.1
Kab. Banyuwangi	165823.21	96945
Kab. Bondowoso	122585.21	126403.8
Kab. Situbondo	131302.72	146329.5
Kab. Probolinggo	59595.49	60469

Tabel 4.1 (Lanjutan) Jarak *Euclidean* dan Jarak *Manhattan* dilihat dari Kota Malang (Meter)

Kab/kota	Jarak <i>Euclidean</i>	Jarak <i>Manhattan</i>
Kab. Pasuruan	41546.76	51791.4
Kab. Sidoarjo	34560.23	38785.9
Kab. Mojokerto	30793.39	17831.7
Kab. Jombang	39843.64	1318
Kab. Nganjuk	96891.49	69210
Kab. Madiun	35636.18	3232.6
Kab. Magetan	132965.11	110017.7
Kab. Ngawi	129182.92	85708
Kab. Bojonegoro	108333.96	39329.3
Kab. Tuban	124114.15	76733.2
Kab. Lamongan	58467.61	41143.2
Kab. Gresik	56338.11	38926.3
Kab. Bangkalan	62272.31	68715.5
Kab. Sampang	99071.22	135749.2
Kab. Pamekasan	112662.03	152266.9
Kab. Sumenep	140312.03	188676.4
Kota Kediri	43090.66	31833.7
Kota Blitar	60076.47	82890.7
Kota Malang	0	0
Kota Probolinggo	82925.3	95776.4
Kota Pasuruan	28298.95	39786.3
Kota Mojokerto	36139.44	18963.4
Kota Madiun	121403.42	95674.3
Kota Surabaya	49099.86	55406.4
Kota Batu	10934.51	64.4

4.3 Pengujian Heterogenitas Spasial

Untuk mengetahui adanya keragaman antar lokasi yang disebabkan suatu lokasi memiliki struktur dan parameter hubungan yang berbeda dengan lokasi lainnya maka residual pada model regresi linier berganda diuji menggunakan metode *Breusch-Pagan* dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ (homoskedastisitas) lawan,

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

Dari hasil pengujian heterogenitas spasial dengan jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan*, didapatkan nilai statistik uji *Breusch-Pagan* dengan jarak *Euclidean* sebesar 11.89983 dan dengan jarak *Manhattan* sebesar 11.30271. Didapatkan nilai statistik uji $BP > X^2_{(0.05)(5)} = 11.0705$ maka keputusannya yaitu tolak H_0 dan menunjukkan bahwa terdapat heterogenitas spasial atau perbedaan karakteristik atau sifat antar lokasi pada data kualitas udara di kabupaten/kota di Jawa Timur.

Dari peta tematik pada statistika deskriptif diketahui pada masing-masing variabel respon maupun variabel prediktor yang digunakan pada penelitian ini terdapat perbedaan karakteristik antar lokasi. Setiap lokasi memiliki tingkatan masing-masing pada setiap variabel. Dimungkinkan heterogenitas spasial yang terjadi pada penelitian ini karena variabel sektor industri, sektor transportasi, kepadatan penduduk dan luas lahan pertanian, karena tingkatan pada variabel tersebut menyebar pada peta membentuk kelompok-kelompok baru. Variabel luas lahan hutan tidak dicurigai karena tingkatan yang sama saling berkumpul satu sama lain dan tidak membentuk kelompok-kelompok baru pada peta.

4.4 Pemodelan *Gheographically Weighted Regression (GWR)* dengan Fungsi Pembobot *Gaussian Kernel*

Pengujian asumsi GWR yaitu heteroskedastisitas spasial terpenuhi, terdapat karakteristik atau sifat yang berbeda pada tiap lokasi, sehingga dapat dilanjutkan pada pemodelan GWR.

4.4.1 Pemilihan *Bandwidth Optimum*

Langkah awal pada pemodelan GWR yaitu dengan menentukan *bandwidth optimum* berdasarkan *Cross Validation*. Fungsi pembobot yang digunakan pada penelitian ini adalah *Fixed Gaussian Kernel* dan *Adaptive Gaussian Kernel*.

Pada fungsi pembobot *Fixed Gaussian Kernel* memiliki *bandwidth* yang sama pada semua kabupaten/kota di Jawa Timur, namun fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* memiliki *bandwidth* yang berbeda pada setiap titik lokasi. Nilai *Bandwidth* pembobot *Fixed Gaussian Kernel* yang didapatkan sebesar $b =$



351569.9 dengan nilai $CV = 585.8755$. *Bandwidth* pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* pada tiap kabupaten/kota di Jawa Timur yang terbentuk disajikan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 *Bandwidth* pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*

Kab/kota	Bandwidth
Kab. Pacitan	296884.2436
Kab. Ponorogo	221804.3337
Kab. Trenggalek	256743.5428
Kab. Tulungagung	246408.142
Kab. Blitar	197469.1007
Kab. Kediri	171515.9575
Kab. Malang	155433.5855
Kab. Lumajang	227144.9046
Kab. Jember	249068.6403
Kab. Banyuwangi	297332.1016
Kab. Bondowoso	254378.1802
Kab. Situbondo	261637.7373
Kab. Probolinggo	191933.4018
Kab. Pasuruan	171280.0104
Kab. Sidoarjo	176400.8754
Kab. Mojokerto	160396.2347
Kab. Jombang	160816.8383
Kab. Nganjuk	224228.0362
Kab. Madiun	156383.5205
Kab. Magetan	261639.7368
Kab. Ngawi	254789.6473
Kab. Bojonegoro	230214.4563
Kab. Tuban	231970.99
Kab. Lamongan	173666.9913
Kab. Gresik	172209.2457
Kab. Bangkalan	190984.9934
Kab. Sampang	218449.7938
Kab. Pamekasan	232982.0195
Kab. Sumenep	259806.2977
Kota Kediri	175344.6694
Kota Blitar	187516.0623

Tabel 4.2 (Lanjutan) Bandwidth pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*

Kab/kota	Bandwidth
Kota Malang	156869.2925
Kota Probolinggo	213109.8372
Kota Pasuruan	159267.1397
Kota Mojokerto	160128.9308
Kota Madiun	249559.0261
Kota Surabaya	182959.2576
Kota Batu	152944.1405

4.4.2 Penentuan Pembobot *Gaussian Kernel*

Hasil substitusi nilai *bandwidth* optimum, jarak *Euclidean* dan *Manhattan* ke fungsi pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Adaptive Gaussian Kernel* maka diperoleh matriks W . Pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Adaptive Gaussian Kernel* pada kabupaten/kota pada Provinsi Jawa Timur lebih lengkapnya dapat dilihat pada lampiran 5, lampiran 6, lampiran 7 dan lampiran 8. Berikut merupakan perhitungan untuk membentuk matriks pembobot pada suatu kabupaten/kota.

$$W(u_{33}, v_{33}) = \text{diag}[W_1(u_{33}, v_{33})W_2(u_{33}, v_{33}) \dots W_{38}(u_{33}, v_{33})]$$

4.4.3 Pendugaan Parameter Model GWR

Pendugaan parameter model GWR dengan fungsi pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dan *Adaptive Gaussian Kernel* dilakukan dengan metode WLS. Berikut merupakan hasil pendugaan parameter yang disajikan dengan statistika deskriptif, untuk pendugaan parameter pada masing masing lokasi dapat dilihat pada Lampiran 3 dan Lampiran 4.

Dilihat dari Tabel 4.3 pada jarak *Euclidean* dengan pembobot *fixed gaussian kernel*, besar PDRB (X_1) menunjukkan bahwa sektor industri mempengaruhi kualitas udara di Jawa Timur berkisar antara 11.81×10^{-5} sampai dengan 13.71×10^{-5} . Penduga untuk jarak *Manhattan* dan parameter yang lain memiliki bentuk interpretasi yang sama. Pada Tabel 4.4 jarak *Euclidean* dengan pembobot *Adaptive gaussian kernel*, besar PDRB (X_1) menunjukkan bahwa sektor industri mempengaruhi kualitas udara di Jawa Timur berkisar antara 12.03×10^{-5} sampai dengan 18.3×10^{-5} .

Tabel 4.3 Statistika Deskriptif Penduga Parameter Model GWR dengan Fungsi Pembobot *Fixed Gaussian Kernel* (10^{-5})

	Jarak Euclidean		Jarak Manhattan	
	Min	Max	Min	Max
Intersep	82.6×10^5	82.7×10^5	82.5×10^5	82.8×10^5
X_1	11.81	13.71	11.67	15.36
X_2	0.576	0.601	0.559	0.609
X_3	-0.411	-0.401	-0.410	-0.390
X_4	-0.124	0.0258	-0.170	0.096
X_5	1.29	1.73	1.06	1.90

Tabel 4.4 Statistika Deskriptif Penduga Parameter Model GWR dengan Fungsi Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* (10^{-5})

	Jarak Euclidean		Jarak Manhattan	
	Min	Max	Min	Max
Intersep	82.4×10^5	82.8×10^5	82.3×10^5	82.9×10^5
X_1	12.03	18.30	11.96	21.52
X_2	0.569	0.607	0.540	0.617
X_3	-0.420	-0.400	-0.420	-0.380
X_4	-0.180	0.062	-0.240	0.160
X_5	1.20	1.96	0.850	2.10

Jika dilihat dari Tabel 4.3 dan Tabel 4.4 kedua jarak memiliki parameter yang berpengaruh terhadap kualitas udara yang hampir sama, namun hasil nilai parameter pada beberapa variabel yang didapatkan tidak sesuai dengan teori yang ada. PDRB yang mewakili sektor industri (X_1) dan Jumlah kendaraan bermotor (X_2) seharusnya memiliki nilai parameter negatif, karena semakin besar nilai kedua variabel tersebut seharusnya menurunkan nilai IKU (Y). Sedangkan luas lahan pertanian (X_4) yang seharusnya memiliki nilai parameter positif semua, namun terdapat parameter yang memiliki nilai negatif hal ini dimungkinkan karena penggunaan insektisida yang berlebih,

penggunaan pupuk kimia serta pengeringan gambut yang mampu melepaskan karbon dioksida (CO₂) sehingga akan memperburuk kualitas udara (Gupito dan Kodoatie, 2013).

4.4.4 Pengujian Hipotesis Model GWR

Setelah didapatkan nilai pendugaan parameter Model GWR tiap Kabupaten/Kota, maka selanjutnya dilakukan pengujian hipotesis model GWR. Pengujian hipotesis model GWR terbagi menjadi dua yaitu uji kesesuaian model GWR dan uji parameter model GWR secara parsial.

1. Uji Kesesuaian Model GWR

Pengujian kesesuaian model GWR digunakan untuk mengetahui apakah ada perbedaan pemodelan dengan menggunakan OLS dan GWR pada kasus kualitas udara di Provinsi Jawa Timur. Hasil pengujian kesesuaian model GWR disajikan pada tabel 4.5.

Tabel 4.5 Pengujian Kesesuaian Model GWR

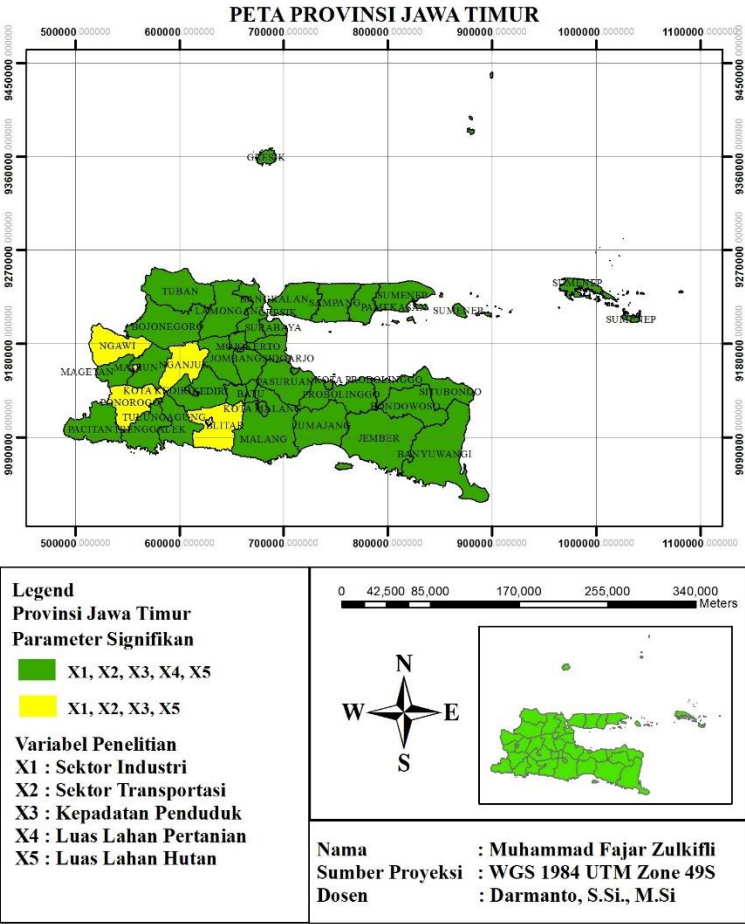
Pembobot	Jarak	Statistik Uji	F tabel	keputusan
Fixed Gaussian Kernel	<i>Euclidean</i>	9142.697	3.3094	Tolak H_0
	<i>Manhattan</i>	10555.29	2.2005	Tolak H_0
Adaptive Gaussian Kernel	<i>Euclidean</i>	3626.451	5.617	Tolak H_0
	<i>Manhattan</i>	4266.559	5.964	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.5 pengujian kesesuaian parameter model GWR menggunakan jarak *Euclidean* dan *Manhattan* menunjukkan bahwa statistik uji $F > F_{tabel}(\alpha, db_1, db_2)$, sehingga tolak H_0 dan disimpulkan bahwa terdapat perbedaan antara model GWR dan model OLS pada seluruh model.

2. Uji Parsial Parameter Model GWR

Pengujian parsial parameter model GWR bertujuan untuk mengetahui parameter yang berpengaruh terhadap kualitas udara pada setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur. Hasil dari pengujian parsial parameter model GWR dapat dilihat pada Lampiran 2, sedangkan untuk mempermudah penjelasan maka digunakan peta tematik

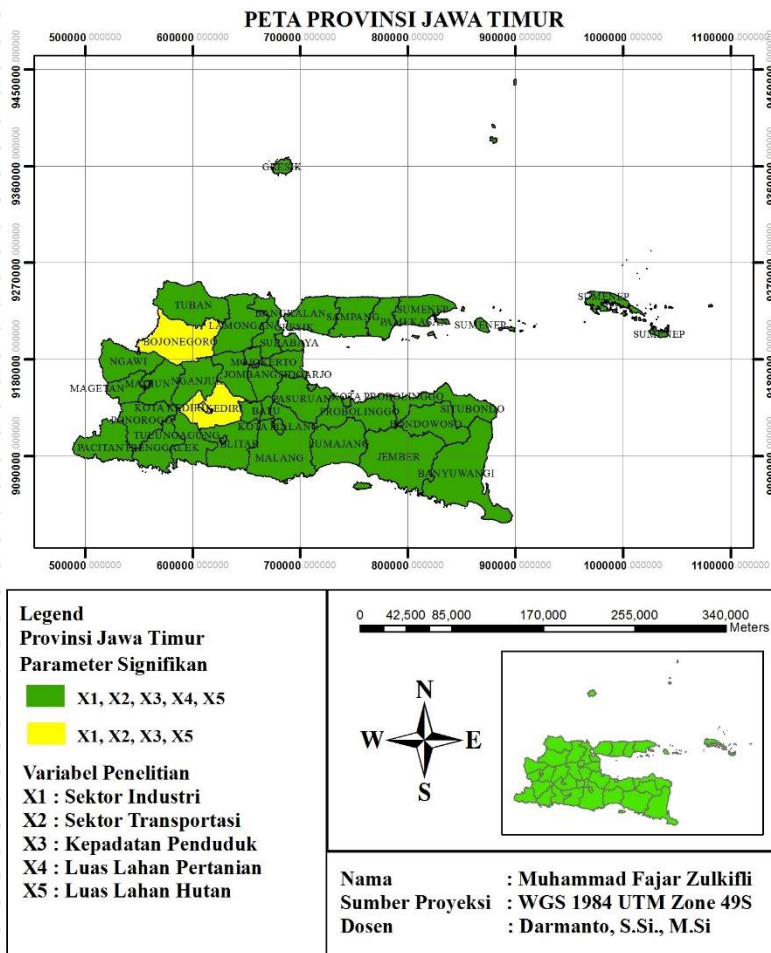
dan luas hutan (X_5) pada seluruh Kabupaten/Kota memiliki pengaruh terhadap kualitas udara pada setiap lokasi. Terlihat juga daerah yang kualitas udaranya dipengaruhi oleh faktor-faktor yang sama saling mengelompok berdekatan satu sama lain.



Gambar 4.8 Peta sebaran parameter yang signifikan terhadap Kualitas Udara dengan jarak *Manhattan* pada pembobot *fixed Gaussian kernel*

Pada Gambar 4.7, Gambar 4.8, Gambar 4.9 dan Gambar 4.10 variabel luas lahan pertanian (X_4) terdapat beberapa lokasi yang tidak

signifikan, hal ini dimungkinkan karena variabel respon tidak sesuai dengan kondisi sebenarnya atau juga dimungkinkan karena kelemahan metode GWR yaitu kurang peka jika digunakan untuk pemodelan pada kasus wilayah seperti pada penelitian ini.



Gambar 4.9 Peta sebaran parameter yang signifikan terhadap Kualitas Udara dengan jarak *Euclidean* pada pembobot *adaptive Gaussian kernel*

Adaptive Gaussian Kernel. Berikut merupakan hasil dari perhitungan nilai AIC dan Rata-rata R^2 untuk penentuan model terbaik.

Tabel 4.6 AIC dan Rata-rata R^2 Model GWR

Model		AIC	R^2
Pembobot	Jarak		
<i>Fixed Gaussian Kernel</i>	jarak <i>Euclidean</i>	1746.28	0.27845
	jarak <i>Manhattan</i>	1745.75	0.28905
<i>Adaptive Gaussian Kernel</i>	jarak <i>Euclidean</i>	1746.08	0.29480
	jarak <i>Manhattan</i>	1745.03	0.31462

Berdasarkan tabel 4.6 Jarak *Manhattan* dengan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* lebih baik digunakan untuk memodelkan GWR pada kasus kualitas udara di kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur dengan rata-rata R^2 sebesar 31.4%. Nilai koefisien determinasi menyatakan bahwa variabel prediktor hanya dapat menjelaskan variabel respon sebesar 31.4%, 68.6% lainnya dijelaskan oleh faktor yang lain.

Pada penelitian ini faktor yang digunakan merupakan faktor yang berpengaruh sesuai teori yang ada sesuai penelitian terdahulu milik Gupito pada tahun 2013, Namun terdapat variabel yang belum dimuat pada penelitian ini yaitu variabel teknologi, karena variabel teknologi memiliki pengaruh kepada lingkungan. Variabel yang berpengaruh kepada lingkungan dibagi menjadi tiga yaitu *Affluence* (Kemakmuran), *Population* (populasi), dan *Technology* (Teknologi) (York dkk., 2003). Kemungkinan kecilnya nilai koefisien determinasi dikarenakan data kualitas udara yang tidak dapat menjelaskan kualitas udara yang asli karena hanya menggunakan dua pencemar udara pada penentuan nilai IKU yaitu NO_2 dan SO_2 saja, sehingga menyebabkan variabel prediktor tidak dapat menjelaskan pengaruh sesungguhnya kepada variabel respon. Begitupun dengan variabel prediktor yang belum memuat variabel teknologi, sehingga nilai koefisien determinasi sangat kecil.

Dilihat dari model yang terbaik yaitu *Adaptive Gaussian Kernel* dengan jarak *Manhattan* pada Gambar 4.10 semua lokasi dipengaruhi

oleh variabel PDRB, jumlah kendaraan, jumlah penduduk dan luas hutan.

4.6 Interpretasi Model GWR

Berdasarkan hasil pemilihan model terbaik maka dapat dibentuk model GWR menggunakan jarak *Manhattan* dengan pembobot *adaptive Gaussian kernel*. Berikut merupakan model GWR di Kota Malang menggunakan jarak *Manhattan* dengan pembobot *adaptive Gaussian kernel*:

$$\hat{Y}_{\text{Kota_malang}} = 82.51 + 0.002X_1 + 0.0000058X_2 - 0.00000401X_3 + 0.0000178X_5$$

Kualitas udara Kota Malang dipengaruhi oleh empat faktor yaitu PDRB, jumlah kendaraan, kepadatan penduduk dan luas hutan di Kota Malang maupun kabupaten/kota yang berada di sekitar Kota Malang. Pada pemodelan GWR digunakan pembobot spasial untuk pendugaan parameter sehingga model prediksi yang terbentuk terdapat unsur spasial pada setiap faktor yang berpengaruh. Model prediksi diatas sudah mengakomodir adanya pengaruh faktor dari kabupaten/kota yang berada di sekitar Kota Malang

Interpretasi model prediksi kualitas udara Kota Malang dengan pembobot *adaptive Gaussian kernel* menggunakan jarak *Manhattan* adalah kualitas udara Kota Malang akan naik sebesar 2 jika nilai PDRB naik sebesar Rp 1000 triliun, kualitas udara Kota Malang juga akan naik sebesar 5.8 jika jumlah kendaraan naik 1,000,000 unit, kualitas udara Kota Malang akan turun sebesar 4.01 jika jumlah penduduk Kota Malang bertambah 1,000,000 jiwa, dan sebagai contoh interpretasi variabel luas hutan karena kota malang tidak memiliki hutan, kualitas udara Kota Malang akan turun sebesar 1.78 jika luas hutan di Kota Malang berkurang 1,000,000 Ha atau 10,000 Km². Beberapa wilayah tidak memiliki Hutan, Kota Malang termasuk salah satu wilayah yang tidak memiliki hutan, maka variabel X5 tidak perlu di interpretasikan.

Metode GWR memiliki kelemahan yaitu kurang peka jika digunakan dalam pemodelan pada kasus berdasarkan wilayah, karena secara teori dimungkinkan pada satu wilayah dapat memiliki beberapa nilai yang berbeda-beda. Jika satu wilayah terdapat beberapa kualitas udara yang berbeda-beda, maka model hasil prediksi yang terbentuk



pada penelitian ini tidak akan dapat menjelaskan sesuai dengan kondisi sebenarnya karena hanya menjelaskan secara keseluruhan wilayah tersebut saja.

Model prediksi yang terbentuk pada penelitian ini juga tidak dapat digunakan karena parameter yang diperoleh tidak sesuai dengan teori yang ada. PDRB yang mewakili sektor industri dan jumlah kendaraan yang seharusnya pada teori memiliki pengaruh menurunkan kualitas udara, akan tetapi pada penelitian ini berpengaruh menaikkan kualitas udara.

Tidak sesuaiinya pengaruh parameter dengan teori dan terdapat variabel yang tidak signifikan pada beberapa lokasi dimungkinkan karena nilai kualitas udara yang digunakan pada penelitian ini belum menggunakan IKU yang sesuai dengan kondisi sebenarnya pada tiap kabupaten/kota. IKU yang dapat menjelaskan kondisi sebenarnya dihitung dengan lima pencemar udara, pada penelitian ini IKU hanya dihitung menggunakan dua pencemar udara yaitu NO_2 dan SO_2 saja, dikarenakan Dinas Lingkungan Hidup pada kabupaten dan kota di Provinsi Jawa Timur hanya dapat mengukur pencemar NO_2 dan SO_2 saja. Jika dilihat dari data penelitian pada lampiran 1 diketahui hampir seluruh kabupaten dan kota memiliki IKU di antara nilai 80 yang berarti kualitas udara masih dalam taraf sangat baik karena mendekati 100, tetapi IKU tersebut dapat saja berubah menjadi taraf yang buruk atau baik jika menggunakan lima pencemar udara, sehingga kualitas udara tiap kabupaten dan kota yang sebenarnya dapat diketahui.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Pada penelitian ini jarak *Manhattan* dengan pembobot *adaptive Gaussian kernel* lebih baik dibanding model GWR yang lain pada kasus kualitas udara di Kabupaten/Kota Jawa Timur pada tahun 2018.
2. Pada kasus kualitas udara di Jawa Timur tahun 2018 dengan menggunakan pembobot *Gaussian Kernel* dan dua macam jarak yaitu jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* didapat bahwa parameter PDRB yang mewakili sektor industri (X_1), jumlah kendaraan bermotor (X_2), dan jumlah penduduk (X_3) berpengaruh terhadap kualitas udara pada seluruh kabupaten/kota di Jawa Timur. luas hutan (X_5) juga berpengaruh terhadap kualitas udara namun tidak seluruh kabupaten/kota di Jawa Timur, karena terdapat beberapa wilayah yang tidak memiliki hutan.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada penelitian ini dapat diberikan saran sebagai berikut:

1. Saran untuk menggunakan pemodelan pada kasus yang diukur berdasarkan titik, karena metode GWR memiliki kelemahan untuk pemodelan pada kasus yang diukur berdasarkan wilayah.
2. Saran untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan Indeks Kualitas Udara (IKU) yang didapatkan dari perhitungan berdasarkan lima pencemar udara yaitu oksidan/ozon di permukaan, bahan partikel, karbon monoksida (CO), sulfur dioksida (SO₂) dan nitrogen dioksida (NO₂). Pada penelitian ini hanya digunakan dua pencemar udara yaitu NO₂ dan SO₂ untuk perhitungan IKU karena saat ini Dinas Lingkungan Hidup Jawa Timur hanya dapat mengukur dua pencemar udara tersebut.
3. Saran pada penelitian dengan kasus lingkungan selanjutnya dapat menambahkan variabel prediktor teknologi, karena teknologi berperan terhadap perubahan lingkungan.



4.

Model yang terbentuk pada penelitian ini terdapat beberapa nilai parameter yang tidak sesuai dengan teori yang ada, sehingga kurang tepat jika digunakan sebagai model prediksi.



DAFTAR PUSTAKA

- Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- BPS. 2018a. *Laporan Indeks Perilaku Ketidakpedulian Lingkungan Hidup Indonesia 2018*. Jakarta: BPS-RI.
- BPS. 2018b. Perkembangan Jumlah Kendaraan Bermotor Menurut Jenis, 1949-2017. <https://www.bps.go.id/linkTableDinamis/view/id/1133> [Diakses pada October 27, 2019].
- BPS. 2018c. Jumlah Penduduk Dan Laju Pertumbuhan Penduduk Menurut Kabupaten/Kota Di Provinsi Jawa Timur, 2010, 2016 Dan 2017. <https://jatim.bps.go.id/statictable/2018/10/29/1324/jumlah-penduduk-dan-laju-pertumbuhan-penduduk-menurut-kabupaten-kota-di-provinsi-jawa-timur-2010-2016-dan-2017.html> [Diakses pada October 27, 2019].
- BPS. 2019. *Pertumbuhan Ekonomi Jawa Timur Triwulan II-2019*
- Damayanti, R. dan M. S. Chamid. 2016. Analisis pola hubungan pdrb dengan faktor pencemaran lingkungan di indonesia menggunakan pendekatan geographically weighted regression (gwr). *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 5(1):D7–D12.
- Draper, N. N. dan H. Smith. 1998. *Applied Regression Analysis*. Edisi 3. Canada: John Wiley & Sons, Inc.
- Fitriani, R. dan A. Efendi. 2019. *Ekonometrika Spasial Terapan Dengan R*. Malang: UB Press.
- Fotheringham, A. S., C. Brunson, dan M. Charlton. 2002. *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. England: John Wiley & Sons, Ltd.
- Gupito, K. R. dan J. M. Kodoatie. 2013. Keterkaitan pdrb perkapita dari sektor industri, transportasi, pertanian dan kehutanan terhadap kualitas lingkungan diukur dari emisi co2 di jawa tengah. *Diponegoro Journal of Economics*. 2(1):172–178.

Harlan, J. 2018. *Analisis Regresi Linier*. Depok: Penerbit Gunadarma.

Hasibuan, J. S. 2015. Analisis kontribusi sektor industri terhadap pdrb kota medan. *Ekonomikawan: Jurnal Ilmu Ekonomi Dan Studi Pembangunan*. 13(1)

Hidayah, R. N., S. P. Wulandari, dan S. Pramono. 2014. Pemodelan proporsi kasus penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ispa) bagian atas pada balita di kabupaten gresik dengan geographically weighted regression. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 3(2):D146–D151.

Kartika, Y. 2007. Pola penyebaran spasial demam berdarah dengue di kota bogor tahun 2005. 23.

KLHK. 2018. *Indeks Kualitas Lingkungan Hidup Indonesia 2017*. Jakarta.

Kompas.com. 2019. KPBB: Dampak Polusi Udara, Warga DKI Rugi Rp 51,2 Triliun. <https://megapolitan.kompas.com/read/2019/07/09/05322231/kpbb-dampak-polusi-udara-warga-dki-rugi-rp-512-triliun> [Diakses pada October 30, 2019].

Kutner, M. H., N. Christoper J., J. Neter, dan W. LI. 2005. *Applied Linear Statistical Models*. Edisi 5. New York: McGraw-Hill Companies, Inc.

Leung, Y., C.-L. Mei, dan W.-X. Zhang. 2000. Statistical tests for spatial nonstationarity based on the geographically weighted regression model. *Journal Environment and Planning*. 32:9–32.

Manly. 1988. *Multivariate Statistical Methods*. New York: A Primer Champma an Hall.

Pardede, A. M. H. 2019. METODE k-means untuk pengelompokan masyarakat miskin dengan menggunakan jarak kedekatan manhattan city dan euclidean (studi kasus kota binjai). *Journal Information System Development (ISD)*. 4(2)

Riasti, W. 2016. Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) Dengan Fungsi Pembobot Fixed Bisquare Kernel Dan

Rook Contiguity (Studi Kasus Konsumsi Daging Sapi Di Provinsi Jawa Timur Tahun 2014). *Skripsi*. Malang: Universitas Brawijaya.

Setyowati, S. L. 2017. Penerapan Pembobot Fixed Kernel Dan Pembobot Adaptive Kernel Dalam Model Mixed Geographically Weighted Regression (MGWR). *Skripsi*. Malang: Universitas Brawijaya.

Syahputra, M. Y. E. 2017. Perbandingan Euclidean Distance Dengan Manhattan Distance Dalam Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) (Studi Kasus Data PDRB Sektor Industri Provinsi Jawa Timur Tahun 2012). *Skripsi*. Malang: Universitas Brawijaya.

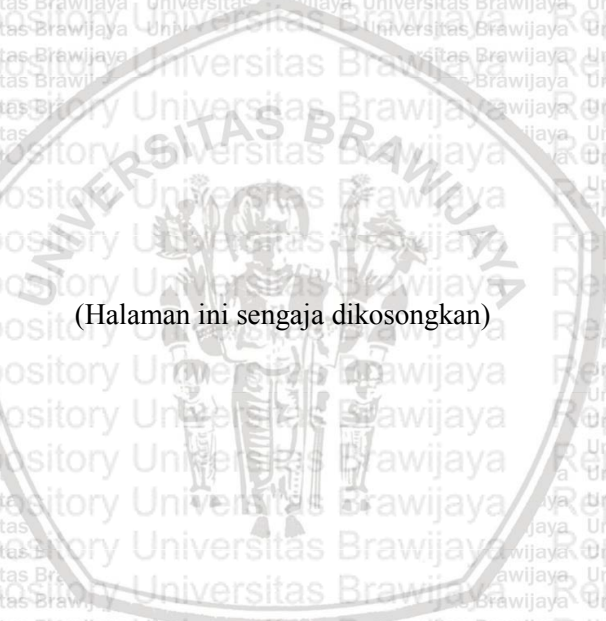
Wijayanto. 2019. Potensi Pengembangan Kawasan Industri di Jatim Masih Terbuka Lebar. <https://radarsurabaya.jawapos.com/read/2019/07/06/144867/potensi-pengembangan-kawasan-industri-di-jatim-masih-terbuka-lebar> [Diakses pada October 30, 2019].

Yitnosumarto, S. 1990. *Dasar-Dasar Statistika*. Jakarta: Rajawali.

York, R., E. A. Rosa, dan T. Dietz. 2003. STIRPAT, ipat and impact: analytic tools for unpacking the driving forces of environmental impacts. *Ecological Economics*. 46(3):351–365.



(Halaman ini sengaja dikosongkan)



LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Penelitian

Kab/kota	u	v	IKU	PDRB	Kendaraan Bermotor	Jumlah Penduduk	Luas Lahan pertanian	Luas Hutan
Kab. Pacitan	9103627	506609.4	87.7066	27.0758	159437	554415	65577	2478
Kab. Ponorogo	9168805	562878.5	82.03877	22.1173	414149	872793	131790	48342
Kab. Trenggalek	9113553	546276.4	78.35069	25.0332	265869	694780	51772	61789
Kab. Tulungagung	9112433	558395.3	84.20573	35.3743	609956	1034976	92784	40819
Kab. Blitar	9112337	610183.7	85.8809	29.5494	345939	1157300	116836	36460
Kab. Kediri	9174249	613639.7	79.73264	24.6935	489108	1567861	95769	22462
Kab. Malang	9160870	651116.3	76.52865	37.425	628299	2592147	116125	108581
Kab. Lumajang	9106330	734703.3	84.14346	29.5941	341467	1039424	91117	59462
Kab. Jember	9097366	755599.2	78.82668	29.6378	656089	2440752	202655	121912
Kab. Banyuwangi	9103678	807462.1	82.59288	48.4794	687963	1609244	132144	177084

Lampiran 1 (Lanjutan) Data Penelitian

Kab/kota	u	v	IKU	PDRB	Kendaraan Bermotor	Jumlah Penduduk	Luas Lahan pertanian	Luas Hutan
Kab. Bondowoso	9165852	774746.9	79.60069	23.9895	163288	772376	82024	60581
Kab. Situbondo	9177978	782546.6	80.44213	27.8387	183555	679919	85904	87339
Kab. Probolinggo	9162852	711812.1	80.71484	27.5792	193404	1161989	86040	56571
Kab. Pasuruan	9173994	691992.5	78.82934	84.1082	319577	1616835	122403	31189
Kab. Sidoarjo	9196235	656746	85.03776	85.3852	1413942	2219045	37537	0
Kab. Mojokerto	9190753	641273.8	83.07193	69.242	306597	1109067	80889	26342
Kab. Jombang	9190797	624716.1	81.64475	30.2599	596668	1258259	115094	26083
Kab. Nganjuk	9186498	558487.1	82.97066	23.6518	475431	1051503	112369	49878
Kab. Madiun	9188735	628692.7	82.39352	25.9453	233237	681227	86611	46303

Lampiran 1 (Lanjutan) Data Penelitian

Kab/kota	u	v	IKU	PDRB	Kendaraan Bermotor	Jumlah Penduduk	Luas Lahan pertanian	Luas Hutan
Kab. Magetan	9183212	520965.4	85.26811	28.1018	317937	632192	74086	7377
Kab. Ngawi	9199788	528699.1	82.51762	23.1801	321823	835101	171322	44995
Kab. Bojonegoro	9216344	558521.8	81.89931	59.258	366893	1246580	224322	95810
Kab. Tuban	9279270	611658.3	80.76317	52.0791	480326	1168129	241578	53324
Kab. Lamongan	9218405	636933.3	79.96817	31.4011	506252	1196948	228088	31426
Kab. Gresik	9216194	636927.4	87.24711	100.5457	641331	1299769	93618	5541
Kab. Bangkalan	9223870	659040.6	69.01198	34.4018	102826	979202	108779	3208
Kab. Sampang	9212509	737435.3	72.59983	19.8546	90618	969212	138036	797
Kab. Pamekasan	9214652	751810	83.03646	18.3041	234418	871996	66186	965
Kab. Sumenep	9225585	777286.5	79.29253	30.1729	125937	1085067	202192	41858

Lampiran 1 (Lanjutan) Data Penelitian

Kab/kota	u	v	IKU	PDRB	Kendaraan Bermotor	Jumlah Penduduk	Luas Lahan pertanian	Luas Hutan
Kota Kediri	9172037	610324.4	86.31042	449.2066	689108	285809	3564	229
Kota Blitar	9111206	620098.4	84.12674	44.819	345938	140966	2685	0
Kota Malang	9161972	652223.1	83.80677	78.4377	748006	866230	1986	0
Kota Probolinggo	9176022	733949.5	84.76997	44.8233	193404	235313	5896	0
Kota Pasuruan	9184028	669953.4	82.77257	38.8141	319577	199125	2161	0
Kota Mojokerto	9195184	637974.5	78.84549	49.5235	306596	128540	782	0
Kota Madiun	9185416	533104.8	83.49132	74.6485	233236	176593	1525	0
Kota Surabaya	9210602	658999.5	80.88816	188.7283	2343887	2885245	2823	0
Kota Batu	9169736	644523.5	84.6305	76.7785	407830	205959	1292	11338

Lampiran 2 Parameter Signifikan pada Pengujian Parsial

Kabupaten/Kota	<i>Fixed Gaussian Kernel</i>		<i>Adaptive Gaussian Kernel</i>	
	<i>Jarak Euclidean</i>	<i>Jarak Manhattan</i>	<i>Jarak Euclidean</i>	<i>Jarak Manhattan</i>
Kab. Pacitan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Ponorogo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Trenggalek	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Tulungagung	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Blitar	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Kediri	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5
Kab. Malang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5
Kab. Lumajang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Jember	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Banyuwangi	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Bondowoso	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Situbondo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Probolinggo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Pasuruan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Sidoarjo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Mojokerto	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Jombang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5

Lampiran 2 (Lanjutan) Parameter Signifikan pada Pengujian Parsial

Kabupaten/Kota	<i>Fixed Gaussian Kernel</i>		<i>Adaptive Gaussian Kernel</i>	
	<i>Jarak Euclidean</i>	<i>Jarak Manhattan</i>	<i>Jarak Euclidean</i>	<i>Jarak Manhattan</i>
Kab. Nganjuk	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Madiun	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Magetan	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Ngawi	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Bojonegoro	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5
Kab. Tuban	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Lamongan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Gresik	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Bangkalan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Sampang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Pamekasan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kab. Sumenep	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Kediri	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5
Kota Blitar	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Malang	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5
Kota Probolinggo	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Pasuruan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5

Lampiran 2 (Lanjutan) Parameter Signifikan pada Pengujian Parsial

Kabupaten/Kota	<i>Fixed Gaussian Kernel</i>		<i>Adaptive Gaussian Kernel</i>	
	<i>Jarak Euclidean</i>	<i>Jarak Manhattan</i>	<i>Jarak Euclidean</i>	<i>Jarak Manhattan</i>
Kota Mojokerto	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Madiun	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Surabaya	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Kota Batu	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	X_1, X_2, X_3, X_5

Lampiran 3 Penduga Parameter Model GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel*

Kab/kota	jarak euclidean						jarak manhattan					
	Intersep	X1	X2	X3	X4	X5	Intersep	X1	X2	X3	X4	X5
Kab. Pacitan	82.800	0.0012	5.76E-06	-4.01E-06	2.58E-07	1.29E-05	82.875	0.0012	5.59E-06	-3.92E-06	9.68E-07	1.06E-05
Kab. Ponorogo	82.740	0.0012	5.85E-06	-4.05E-06	-1.73E-07	1.45E-05	82.753	0.0013	5.79E-06	-4.01E-06	5.66E-08	1.38E-05
Kab. Trenggalek	82.771	0.0012	5.80E-06	-4.02E-06	5.00E-08	1.36E-05	82.824	0.0012	5.68E-06	-3.96E-06	5.84E-07	1.20E-05
Kab. Tulungagung	82.764	0.0012	5.81E-06	-4.03E-06	-1.77E-09	1.38E-05	82.813	0.0012	5.70E-06	-3.97E-06	5.01E-07	1.23E-05
Kab. Blitar	82.733	0.0012	5.85E-06	-4.04E-06	-2.36E-07	1.45E-05	82.762	0.0013	5.77E-06	-4.00E-06	1.22E-07	1.36E-05
Kab. Kediri	82.708	0.0013	5.89E-06	-4.06E-06	-4.09E-07	1.52E-05	82.701	0.0013	5.86E-06	-4.04E-06	-3.33E-07	1.51E-05
Kab. Malang	82.692	0.0013	5.91E-06	-4.07E-06	-5.41E-07	1.55E-05	82.679	0.0013	5.89E-06	-4.06E-06	-4.94E-07	1.56E-05
Kab. Lumajang	82.668	0.0013	5.92E-06	-4.05E-06	-7.87E-07	1.58E-05	82.654	0.0014	5.93E-06	-4.07E-06	-6.83E-07	1.62E-05
Kab. Jember	82.661	0.0013	5.93E-06	-4.05E-06	-8.63E-07	1.59E-05	82.644	0.0014	5.94E-06	-4.08E-06	-7.60E-07	1.64E-05
Kab. Banyuwangi	82.634	0.0013	5.96E-06	-4.06E-06	-1.12E-06	1.64E-05	82.595	0.0014	6.00E-06	-4.10E-06	-1.12E-06	1.75E-05
Kab. Bondowoso	82.627	0.0013	5.98E-06	-4.08E-06	-1.10E-06	1.67E-05	82.571	0.0015	6.03E-06	-4.12E-06	-1.30E-06	1.80E-05
Kab. Situbondo	82.619	0.0013	5.99E-06	-4.08E-06	-1.16E-06	1.69E-05	82.555	0.0015	6.05E-06	-4.12E-06	-1.41E-06	1.83E-05
Kab. Probolinggo	82.660	0.0013	5.94E-06	-4.07E-06	-8.14E-07	1.61E-05	82.625	0.0014	5.97E-06	-4.09E-06	-8.97E-07	1.68E-05
Kab. Pasuruan	82.666	0.0013	5.94E-06	-4.08E-06	-7.52E-07	1.61E-05	82.632	0.0014	5.96E-06	-4.08E-06	-8.42E-07	1.67E-05
Kab. Sidoarjo	82.676	0.0013	5.93E-06	-4.08E-06	-6.50E-07	1.59E-05	82.644	0.0014	5.94E-06	-4.08E-06	-7.60E-07	1.64E-05
Kab. Mojokerto	82.687	0.0013	5.92E-06	-4.08E-06	-5.70E-07	1.57E-05	82.662	0.0014	5.92E-06	-4.07E-06	-6.25E-07	1.60E-05
Kab. Jombang	82.696	0.0013	5.91E-06	-4.07E-06	-4.99E-07	1.55E-05	82.676	0.0013	5.90E-06	-4.06E-06	-5.17E-07	1.57E-05
Kab. Nganjuk	82.736	0.0012	5.86E-06	-4.06E-06	-2.00E-07	1.47E-05	82.741	0.0013	5.81E-06	-4.02E-06	-3.74E-08	1.41E-05
Kab. Madiun	82.695	0.0013	5.91E-06	-4.07E-06	-5.11E-07	1.55E-05	82.675	0.0013	5.90E-06	-4.06E-06	-5.30E-07	1.57E-05
Kab. Magetan	82.761	0.0012	5.83E-06	-4.04E-06	-2.80E-08	1.41E-05	82.780	0.0012	5.75E-06	-3.99E-06	2.54E-07	1.31E-05
Kab. Ngawi	82.750	0.0012	5.85E-06	-4.05E-06	-1.06E-07	1.44E-05	82.757	0.0013	5.78E-06	-4.01E-06	7.93E-08	1.37E-05

Lampiran 3 (Lanjutan) Penduga Parameter Model GWR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel*

Kab/kota	jarak euclidean						jarak manhattan					
	Intersep	X1	X2	X3	X4	X5	Intersep	X1	X2	X3	X4	X5
Kab. Bojonegoro	82.725	0.0013	5.88E-06	-4.07E-06	-2.77E-07	1.50E-05	82.713	0.0013	5.85E-06	-4.03E-06	-2.44E-07	1.48E-05
Kab. Tuban	82.671	0.0013	5.96E-06	-4.11E-06	-6.54E-07	1.63E-05	82.611	0.0014	5.98E-06	-4.09E-06	-9.98E-07	1.71E-05
Kab. Lamongan	82.679	0.0013	5.94E-06	-4.09E-06	-6.17E-07	1.60E-05	82.642	0.0014	5.95E-06	-4.08E-06	-7.75E-07	1.65E-05
Kab. Gresik	82.680	0.0013	5.94E-06	-4.08E-06	-6.12E-07	1.59E-05	82.643	0.0014	5.94E-06	-4.08E-06	-7.61E-07	1.64E-05
Kab. Bangkalan	82.665	0.0013	5.95E-06	-4.09E-06	-7.24E-07	1.62E-05	82.618	0.0014	5.98E-06	-4.09E-06	-9.48E-07	1.70E-05
Kab. Sampang	82.629	0.0013	5.99E-06	-4.10E-06	-1.04E-06	1.69E-05	82.564	0.0015	6.04E-06	-4.12E-06	-1.35E-06	1.81E-05
Kab. Pamekasan	82.621	0.0014	6.00E-06	-4.10E-06	-1.10E-06	1.70E-05	82.551	0.0015	6.06E-06	-4.13E-06	-1.45E-06	1.84E-05
Kab. Sumenep	82.605	0.0014	6.01E-06	-4.10E-06	-1.24E-06	1.73E-05	82.523	0.0015	6.09E-06	-4.14E-06	-1.65E-06	1.90E-05
Kota Kediri	82.711	0.0013	5.89E-06	-4.06E-06	-3.89E-07	1.51E-05	82.706	0.0013	5.86E-06	-4.04E-06	-2.95E-07	1.50E-05
Kota Blitar	82.728	0.0012	5.86E-06	-4.04E-06	-2.78E-07	1.46E-05	82.754	0.0013	5.79E-06	-4.01E-06	5.93E-08	1.38E-05
Kota Malang	82.691	0.0013	5.91E-06	-4.07E-06	-5.49E-07	1.55E-05	82.678	0.0013	5.90E-06	-4.06E-06	-5.08E-07	1.56E-05
Kota Probolinggo	82.644	0.0013	5.96E-06	-4.08E-06	-9.42E-07	1.65E-05	82.596	0.0014	6.00E-06	-4.10E-06	-1.11E-06	1.75E-05
Kota Pasuruan	82.674	0.0013	5.93E-06	-4.08E-06	-6.79E-07	1.59E-05	82.643	0.0014	5.94E-06	-4.08E-06	-7.66E-07	1.64E-05
Kota Mojokerto	82.687	0.0013	5.92E-06	-4.08E-06	-5.67E-07	1.57E-05	82.661	0.0014	5.92E-06	-4.07E-06	-6.33E-07	1.60E-05
Kota Madiun	82.752	0.0012	5.84E-06	-4.05E-06	-8.69E-08	1.43E-05	82.766	0.0013	5.77E-06	-4.00E-06	1.51E-07	1.35E-05
Kota Surabaya	82.670	0.0013	5.95E-06	-4.09E-06	-6.94E-07	1.61E-05	82.629	0.0014	5.96E-06	-4.08E-06	-8.65E-07	1.67E-05
Kota Batu	82.693	0.0013	5.91E-06	-4.07E-06	-5.34E-07	1.55E-05	82.677	0.0013	5.90E-06	-4.06E-06	-5.09E-07	1.57E-05

Lampiran 4 Penduga Parameter Model GWR dengan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*

Kab/kota	jarak euclidean						jarak manhattan					
	Intersep	X1	X2	X3	X4	X5	Intersep	X1	X2	X3	X4	X5
Kab. Pacitan	82.828	0.00120	5.69E-06	-3.97E-06	6.10E-07	1.20E-05	82.934	0.00120	5.45E-06	-3.84E-06	1.64E-06	8.52E-06
Kab. Ponorogo	82.749	0.00138	5.75E-06	-4.01E-06	4.26E-07	1.36E-05	82.785	0.00145	5.60E-06	-3.91E-06	1.01E-06	1.19E-05
Kab. Trenggalek	82.804	0.00127	5.69E-06	-3.97E-06	6.26E-07	1.22E-05	82.905	0.00128	5.45E-06	-3.84E-06	1.67E-06	8.90E-06
Kab. Tulungagung	82.796	0.00129	5.69E-06	-3.97E-06	6.25E-07	1.23E-05	82.896	0.00131	5.45E-06	-3.84E-06	1.69E-06	8.99E-06
Kab. Blitar	82.731	0.00143	5.72E-06	-3.97E-06	5.53E-07	1.32E-05	82.826	0.00151	5.46E-06	-3.85E-06	1.66E-06	1.01E-05
Kab. Kediri	82.625	0.00164	5.84E-06	-4.05E-06	6.57E-08	1.60E-05	82.624	0.00179	5.72E-06	-3.97E-06	3.27E-07	1.53E-05
Kab. Malang	82.540	0.00177	5.91E-06	-4.06E-06	-4.80E-07	1.77E-05	82.520	0.00200	5.81E-06	-4.01E-06	-2.98E-07	1.76E-05
Kab. Lumajang	82.597	0.00146	5.92E-06	-4.03E-06	-1.15E-06	1.68E-05	82.561	0.00165	5.94E-06	-4.07E-06	-8.53E-07	1.77E-05
Kab. Jember	82.605	0.00142	5.93E-06	-4.03E-06	-1.20E-06	1.67E-05	82.567	0.00160	5.96E-06	-4.08E-06	-9.51E-07	1.77E-05
Kab. Banyuwangi	82.602	0.00138	5.96E-06	-4.05E-06	-1.36E-06	1.69E-05	82.547	0.00155	6.03E-06	-4.11E-06	-1.33E-06	1.83E-05
Kab. Bondowoso	82.549	0.00150	6.01E-06	-4.08E-06	-1.62E-06	1.81E-05	82.451	0.00175	6.10E-06	-4.14E-06	-1.89E-06	2.01E-05
Kab. Situbondo	82.544	0.00150	6.02E-06	-4.09E-06	-1.67E-06	1.82E-05	82.440	0.00176	6.12E-06	-4.15E-06	-2.01E-06	2.03E-05
Kab. Probolinggo	82.519	0.00165	5.99E-06	-4.08E-06	-1.46E-06	1.86E-05	82.431	0.00194	6.03E-06	-4.11E-06	-1.60E-06	2.01E-05
Kab. Pasuruan	82.488	0.00176	6.01E-06	-4.09E-06	-1.42E-06	1.93E-05	82.399	0.00208	6.02E-06	-4.10E-06	-1.64E-06	2.06E-05
Kab. Sidoarjo	82.520	0.00172	6.01E-06	-4.12E-06	-9.45E-07	1.89E-05	82.445	0.00199	5.98E-06	-4.08E-06	-1.31E-06	1.97E-05
Kab. Mojokerto	82.519	0.00179	5.97E-06	-4.11E-06	-6.49E-07	1.87E-05	82.465	0.00204	5.90E-06	-4.05E-06	-8.85E-07	1.90E-05
Kab. Jombang	82.555	0.00175	5.93E-06	-4.09E-06	-3.10E-07	1.78E-05	82.519	0.00197	5.84E-06	-4.02E-06	-4.14E-07	1.78E-05
Kab. Nganjuk	82.739	0.00139	5.78E-06	-4.03E-06	3.22E-07	1.40E-05	82.754	0.00146	5.66E-06	-3.94E-06	7.31E-07	1.28E-05
Kab. Madiun	82.540	0.00179	5.93E-06	-4.09E-06	-3.56E-07	1.81E-05	82.504	0.00201	5.84E-06	-4.02E-06	-4.68E-07	1.81E-05
Kab. Magetan	82.783	0.00129	5.75E-06	-4.02E-06	4.05E-07	1.32E-05	82.818	0.00133	5.61E-06	-3.92E-06	9.39E-07	1.15E-05
Kab. Ngawi	82.764	0.00132	5.78E-06	-4.03E-06	2.99E-07	1.37E-05	82.778	0.00137	5.67E-06	-3.95E-06	6.71E-07	1.25E-05

Lampiran 4 (Lanjutan) Penduga Parameter Model GWR dengan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*

Kab/kota	jarak euclidean						jarak manhattan					
	Intersep	X1	X2	X3	X4	X5	Intersep	X1	X2	X3	X4	X5
Kab. Bojonegoro	82.712	0.00140	5.84E-06	-4.06E-06	7.54E-08	1.50E-05	82.691	0.00150	5.77E-06	-3.99E-06	1.64E-07	1.46E-05
Kab. Tuban	82.589	0.00152	6.03E-06	-4.16E-06	-7.96E-07	1.83E-05	82.483	0.00175	6.04E-06	-4.11E-06	-1.51E-06	1.94E-05
Kab. Lamongan	82.516	0.00174	6.03E-06	-4.14E-06	-8.36E-07	1.93E-05	82.432	0.00202	5.99E-06	-4.08E-06	-1.38E-06	2.00E-05
Kab. Gresik	82.516	0.00175	6.02E-06	-4.14E-06	-8.19E-07	1.92E-05	82.434	0.00202	5.98E-06	-4.08E-06	-1.34E-06	1.99E-05
Kab. Bangkalan	82.513	0.00169	6.05E-06	-4.15E-06	-1.13E-06	1.94E-05	82.412	0.00198	6.05E-06	-4.11E-06	-1.76E-06	2.05E-05
Kab. Sampang	82.491	0.00165	6.07E-06	-4.12E-06	-1.80E-06	1.95E-05	82.362	0.00198	6.15E-06	-4.15E-06	-2.41E-06	2.16E-05
Kab. Pamekasan	82.502	0.00161	6.07E-06	-4.12E-06	-1.80E-06	1.93E-05	82.374	0.00192	6.16E-06	-4.16E-06	-2.40E-06	2.14E-05
Kab. Sumenep	82.516	0.00155	6.07E-06	-4.12E-06	-1.80E-06	1.90E-05	82.387	0.00185	6.17E-06	-4.16E-06	-2.42E-06	2.12E-05
Kota Kediri	82.640	0.00161	5.83E-06	-4.04E-06	1.25E-07	1.56E-05	82.644	0.00175	5.70E-06	-3.96E-06	4.44E-07	1.48E-05
Kota Blitar	82.714	0.00147	5.72E-06	-3.97E-06	5.27E-07	1.34E-05	82.807	0.00157	5.47E-06	-3.84E-06	1.66E-06	1.04E-05
Kota Malang	82.539	0.00176	5.92E-06	-4.06E-06	-5.22E-07	1.78E-05	82.516	0.00200	5.83E-06	-4.01E-06	-3.69E-07	1.78E-05
Kota Probolinggo	82.518	0.00161	6.02E-06	-4.09E-06	-1.63E-06	1.87E-05	82.413	0.00190	6.09E-06	-4.13E-06	-1.94E-06	2.06E-05
Kota Pasuruan	82.475	0.00183	6.02E-06	-4.11E-06	-1.18E-06	1.96E-05	82.397	0.00215	5.98E-06	-4.08E-06	-1.48E-06	2.05E-05
Kota Mojokerto	82.517	0.00179	5.98E-06	-4.11E-06	-6.37E-07	1.88E-05	82.461	0.00205	5.91E-06	-4.05E-06	-9.18E-07	1.91E-05
Kota Madiun	82.771	0.00132	5.76E-06	-4.02E-06	3.81E-07	1.34E-05	82.799	0.00137	5.62E-06	-3.93E-06	8.74E-07	1.19E-05
Kota Surabaya	82.512	0.00171	6.04E-06	-4.13E-06	-1.07E-06	1.93E-05	82.421	0.00200	6.02E-06	-4.10E-06	-1.60E-06	2.03E-05
Kota Batu	82.532	0.00180	5.92E-06	-4.07E-06	-4.45E-07	1.80E-05	82.508	0.00203	5.82E-06	-4.01E-06	-3.65E-07	1.79E-05

Lampiran 5 Pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dengan Jarak *Euclidean*

	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	W38	
W1	0.0299	0.0290	0.0297	0.0296	0.0286	0.0280	0.0271	0.0242	0.0233	...	0.0272
W2	0.0271	0.0279	0.0276	0.0276	0.0273	0.0276	0.0271	0.0244	0.0235	...	0.0272
W3	0.0285	0.0283	0.0287	0.0287	0.0282	0.0277	0.0272	0.0248	0.0240	...	0.0272
W4	0.0281	0.0281	0.0284	0.0284	0.0281	0.0277	0.0272	0.0251	0.0243	...	0.0272
W5	0.0266	0.0271	0.0273	0.0275	0.0278	0.0273	0.0273	0.0261	0.0255	...	0.0273
W6	0.0255	0.0270	0.0264	0.0265	0.0269	0.0273	0.0271	0.0252	0.0246	...	0.0272
W7	0.0247	0.0263	0.0258	0.0260	0.0268	0.0270	0.0272	0.0261	0.0256	...	0.0272
W8	0.0231	0.0249	0.0247	0.0252	0.0268	0.0264	0.0274	0.0285	0.0285	...	0.0272
W9	0.0227	0.0246	0.0244	0.0249	0.0267	0.0262	0.0274	0.0291	0.0291	...	0.0271
W10	0.0212	0.0236	0.0232	0.0238	0.0262	0.0258	0.0274	0.0300	0.0303	...	0.0270
W11	0.0213	0.0241	0.0232	0.0237	0.0256	0.0261	0.0272	0.0284	0.0284	...	0.0270
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
W38	0.0247	0.0265	0.0258	0.0260	0.0267	0.0271	0.0272	0.0259	0.0253	...	0.0272

Lampiran 6 Pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dengan Jarak *Manhattan*

	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	W38	
W1	0.0322	0.0304	0.0319	0.0318	0.0306	0.0284	0.0273	0.0260	0.0254	...	0.0272
W2	0.0264	0.0280	0.0275	0.0276	0.0280	0.0277	0.0273	0.0267	0.0264	...	0.0273
W3	0.0297	0.0294	0.0300	0.0300	0.0296	0.0281	0.0274	0.0263	0.0258	...	0.0273
W4	0.0292	0.0292	0.0296	0.0296	0.0293	0.0280	0.0274	0.0264	0.0259	...	0.0273
W5	0.0268	0.0282	0.0278	0.0279	0.0282	0.0277	0.0273	0.0267	0.0263	...	0.0273
W6	0.0240	0.0269	0.0255	0.0258	0.0268	0.0273	0.0272	0.0270	0.0268	...	0.0272
W7	0.0230	0.0265	0.0247	0.0251	0.0263	0.0271	0.0272	0.0271	0.0270	...	0.0272
W8	0.0219	0.0259	0.0238	0.0242	0.0257	0.0269	0.0271	0.0272	0.0272	...	0.0271
W9	0.0215	0.0257	0.0234	0.0238	0.0254	0.0268	0.0271	0.0272	0.0273	...	0.0271
W10	0.0194	0.0246	0.0217	0.0221	0.0242	0.0263	0.0269	0.0274	0.0276	...	0.0269
W11	0.0184	0.0240	0.0208	0.0213	0.0236	0.0261	0.0268	0.0275	0.0278	...	0.0268
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
W38	0.0230	0.0264	0.0247	0.0250	0.0263	0.0271	0.0272	0.0271	0.0270	...	0.0272

Lampiran 7 Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* dengan Jarak *Euclidean*

	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	...	W38
W1	0.031	0.030	0.031	0.031	0.030	0.029	0.027	0.023	0.022	...	0.028
W2	0.028	0.030	0.029	0.029	0.029	0.030	0.028	0.022	0.020	...	0.028
W3	0.030	0.030	0.031	0.031	0.030	0.029	0.028	0.024	0.022	...	0.028
W4	0.030	0.030	0.031	0.031	0.030	0.029	0.028	0.024	0.022	...	0.028
W5	0.027	0.029	0.029	0.030	0.031	0.029	0.029	0.025	0.024	...	0.029
W6	0.023	0.029	0.026	0.027	0.028	0.030	0.030	0.022	0.019	...	0.030
W7	0.019	0.026	0.023	0.025	0.028	0.030	0.031	0.025	0.023	...	0.031
W8	0.019	0.023	0.022	0.023	0.027	0.026	0.029	0.032	0.032	...	0.028
W9	0.019	0.023	0.022	0.023	0.027	0.026	0.028	0.032	0.032	...	0.028
W10	0.019	0.023	0.022	0.023	0.026	0.025	0.028	0.031	0.032	...	0.027
W11	0.017	0.022	0.021	0.021	0.025	0.026	0.028	0.030	0.030	...	0.028
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
W38	0.019	0.027	0.023	0.025	0.028	0.030	0.031	0.024	0.021	...	0.031

Lampiran 8 Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* dengan Jarak Manhattan

	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	...	W38
W1	0.035	0.032	0.034	0.034	0.032	0.029	0.028	0.026	0.025	...	0.027
W2	0.026	0.031	0.029	0.029	0.031	0.030	0.029	0.027	0.026	...	0.029
W3	0.033	0.032	0.033	0.033	0.032	0.029	0.028	0.026	0.025	...	0.028
W4	0.032	0.032	0.033	0.033	0.032	0.030	0.028	0.026	0.025	...	0.028
W5	0.027	0.032	0.031	0.031	0.032	0.031	0.029	0.027	0.026	...	0.029
W6	0.018	0.029	0.023	0.024	0.028	0.030	0.030	0.029	0.028	...	0.030
W7	0.013	0.027	0.019	0.020	0.026	0.030	0.031	0.030	0.029	...	0.031
W8	0.017	0.025	0.021	0.021	0.025	0.028	0.028	0.028	0.028	...	0.028
W9	0.018	0.025	0.021	0.022	0.025	0.027	0.028	0.028	0.028	...	0.028
W10	0.017	0.024	0.020	0.021	0.023	0.026	0.027	0.028	0.028	...	0.027
W11	0.013	0.022	0.017	0.017	0.021	0.026	0.027	0.028	0.029	...	0.027
...	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
W38	0.013	0.026	0.018	0.020	0.026	0.030	0.031	0.030	0.030	...	0.031

Lampiran 9 Jarak *Euclidean* (Meter)

	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8	L38
L1	0	86106.81	40890.05	52529.28	103939.9	128230.1	155431.7	228109.9	152940.2
L2	86106.81	0	57692.4	56549.99	73664.22	51052.29	88593.87	182830.2	81650.31
L3	40890.05	57692.4	0	12170.54	63918.87	90674.24	115023.1	188565.3	113177
L4	52529.28	56549.99	12170.54	0	51788.49	82904.53	104610.4	176413.6	103449
L5	103939.9	73664.22	63918.87	51788.49	0	62008.38	63489.6	124664.4	66886.97
L6	128230.1	51052.29	90674.24	82904.53	62008.38	0	39793.13	138814.2	31211.8
L7	155431.7	88593.87	115023.1	104610.4	63489.6	39793.13	0	99806.8	11048.57
L8	228109.9	182830.2	188565.3	176413.6	124664.4	138814.2	99806.8	0	110239.4
L9	249068.5	205535.4	209947.7	197778.6	146184.1	161441.9	122267.9	22737.46	132571.6
L10	300852.7	253106	261372.3	249220.6	197468.3	206270.2	166478	72807.12	175819.9
L11	275262.9	211889	234379.9	222848.8	173046	161325.9	123730.9	71738.12	130281.3
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
L38	152940.2	81650.31	113177	103449	66886.97	31211.8	11048.57	110239.4	0

Lampiran 11 Source Code R untuk pemodelan GWR

```
Data = read.csv('IKU.csv')
Data
X = Data[,5:9]
y = Data[,4]

#=====Statistika Deskriptif=====#
summary(Data)

#=====X standarisasi=====#
Z = matrix(0, 38, 5)
for(i in 1:5){
  Z[,i] = (X[,i]-mean(X[,1]))/sd(X[,1])
}
Z = cbind(rep(1,38), Z)

#=====Jarak Spasial=====#
u=Data[,2]
v=Data[,3]
u=as.vector(u)
v=as.vector(v)
Euclidean=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
Manhattan=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
for(i in 1:38){
  for(j in 1:38){
    Euclidean[i,j]=sqrt( (u[i]-u[j])^2 +
(v[i]-v[j])^2 )
  }
  Euclidean
  for(i in 1:38){
    for(j in 1:38){
      Manhattan[i,j]=abs( (u[i]-u[j]) + (v[i]-
v[j]) ) )
    }
  }
  Manhattan
}
```

Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code* R untuk pemodelan GWR

```

#####inverse jarak#####
#Euclidean
C1 = 1/Euclidean
diag(C1)=0
W1=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
for(i in 1:38){
  for(j in 1:38){
    W1[i,j]=C1[i,j]/sum(C1[i,])
  }
}
W1
#Manhattan
C2 = 1/Manhattan
diag(C2)=0
W2=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
for(i in 1:38){
  for(j in 1:38){
    W2[i,j]=C2[i,j]/sum(C2[i,])
  }
}
W2
#####Heteroskesdastisitas Spasial#####
regresi = lm(y~X1+X2+X3+X4+X5, data = Data)
anova(regresi)
library(car)
vif(regresi)
e = lm(y~X1+X2+X3+X4+X5, data =
Data)$residuals
sigma2 = 11.678
f = (e^2/sigma2)-1
Tr.F= sum(diag(t(W1)%*%W1 + W1%*%W1))
BP1.F = (1/2)*(t(f) %*% Z %*% solve(t(Z) %*%
Z) %*% t(Z) %*% f)
BP2.F = (1/ Tr.F)*((t(e)%*%W1 %*% e)/sigma2)^2
BP.F = BP1.F + BP2.F
pchisq(BP.F[1,1], 5, lower.tail = FALSE)
qchisq(0.05, 5, lower.tail = FALSE)

```



Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code* R untuk pemodelan GWR

```
f = (e^2/sigma^2)-1
Tr.A= sum(diag(t(W2)%*%W2 + W2%*%W2))
BP1.A = (1/2)*(t(f) %*% Z %*% solve(t(Z) %*%
Z) %*% t(Z) %*% f)
BP2.A = (1/Tr.A) * ((t(e) %*% W2 %*%
e)/sigma^2)^2
BP.A = BP1.A + BP2.A
pchisq(BP.A[1,1], 5, lower.tail = FALSE)
qchisq(0.05, 5, lower.tail = FALSE)
BP.A
#====Penentuan Bandwidth=====#
library(spgwr)
#Fixed
bdwt.fixed=gwr.sel(y~X1+X2+X3+X4+X5,
data=Data, coords=cbind(u,v) )
Model.fix=gwr(y~X1+X2+X3+X4+X5, data=Data,
coords=cbind(Data$u,Data$v),
bandwidth = bdwt.fixed,
hatmatrix=TRUE)
bandwidth.F=Model.fix$bandwidth
bandwidth.F
#Adaptive
bdwt.adapt=gwr.sel(y~X1+X2+X3+X4+X5,
data=Data, coords=cbind(Data$u,Data$v),
adapt = TRUE)
Model.adapt=gwr(y~X1+X2+X3+X4+X5, data=Data,
coords=cbind(Data$u,Data$v),
adapt = bdwt.adapt,
hatmatrix=TRUE)
bandwidth.A=Model.adapt$bandwidth
bandwidth.A
#====Pembobot Kernel=====#
##Euclidean
#Fixed
bandwidth.F=as.matrix(bandwidth.F)
pembobot.Fixed1=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
```

Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code* R untuk pemodelan GWR

```
for(i in 1:38){
  for(j in 1:38){
    pembobot.Fixed1[i,j]=exp((-
1/2)*%*(Euclidean[i,j]/bandwidth.F)^2))
  }}
pembobot.Fixed1
pembobot.Fixed1=as.matrix(pembobot.Fixed1)
pembobot.F1=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
for(i in 1:38){
  for(j in 1:38){
    pembobot.F1 [i,j]= pembobot.Fixed1
[i,j]/sum(pembobot.Fixed1 [i,])
  }}
#Adaptive
bandwidth.A=as.matrix(bandwidth.A)
pembobot.Adapt1=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
for(i in 1:38){
  for(j in 1:38){
    pembobot.Adapt1[i,j]=exp((-
1/2)*%*(Euclidean[i,j]/bandwidth.A[i,j]^2))
  }}
pembobot.Adapt1
pembobot.Adapt1=as.matrix(pembobot.Adapt1)
pembobot.A1=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
for(i in 1:38){
  for(j in 1:38){
    pembobot.A1 [i,j]= pembobot.Adapt1
[i,j]/sum(pembobot.Adapt1 [i,])
  }}
##Manhattan
#Fixed
bandwidth.F=as.matrix(bandwidth.F)
pembobot.Fixed2=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
for(i in 1:38){
  for(j in 1:38){
```

Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code R* untuk pemodelan GWR

```
pembobot.Fixed2[i,j]=exp((-  
1/2)%*(Manhattan[i,j]/bandwidth.F)^2 )  
})  
pembobot.Fixed2  
pembobot.Fixed2=as.matrix(pembobot.Fixed2)  
pembobot.F2=matrix(0,nrow=38,ncol=38)  
for(i in 1:38){  
  for(j in 1:38){  
    pembobot.F2 [i,j]= pembobot.Fixed2  
[i,j]/sum(pembobot.Fixed2 [i,])  
  }  
}  
  
#Adaptive  
bandwidth.A=as.matrix(bandwidth.A)  
pembobot.Adapt2=matrix(0,nrow=38,ncol=38)  
for(i in 1:38){  
  for(j in 1:38){  
    pembobot.Adapt2[i,j]=exp((-  
1/2)%*(Manhattan[i,j]/bandwidth.A[i,])^2 )  
  }  
}  
pembobot.Adapt2  
pembobot.Adapt2=as.matrix(pembobot.Adapt2)  
pembobot.A1=matrix(0,nrow=38,ncol=38)  
for(i in 1:38){  
  for(j in 1:38){  
    pembobot.A1 [i,j]= pembobot.Adapt1  
[i,j]/sum(pembobot.Adapt1 [i,])  
  }  
}  
  
#=====  
#Pendugaan Parameter=====#  
X=as.matrix(X)  
y=as.matrix(y)  
##-----Fixed Euclidean  
beta.F1=matrix(0,nrow = 38, ncol = 6)  
S.F1=matrix(0,nrow = 38, ncol = 38)  
Yhat.F1=matrix(0,nrow=38, ncol=1)  
X0=rep(1,38)  
XP=cbind(X0,X)  
for (i in 1:38) {
```



Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code* R untuk pemodelan GWR

```

beta.F1[i,]=(solve(t(XP)%%diag(pembobot.F1[i,
])%*%XP))%*%
(t(XP)%%diag(pembobot.F1[i,])%*%y)
}
for (i in 1:38){
S.F1[i,]=t(XP[i,])%*%( (solve(t(XP)%%diag(pemb
obot.F1[i,])%*%XP))%*%(t(XP)%%diag(pembobot.F
1[i,])))
}
for(i in 1:38){
Yhat.F1[i]=S.F1[i,]%*%y
}
##-----Fixed Manhattan
beta.F2=matrix(0,nrow = 38, ncol = 6 )
S.F2=matrix(0,nrow = 38, ncol = 38 )
Yhat.F2=matrix(0, nrow=38, ncol=1)
X0=rep(1,38)
XP=cbind(X0,X)
for (i in 1:38) {
beta.F2[i,]=(solve(t(XP)%%diag(pembobot.F2[i,
])%*%XP))%*%
(t(XP)%%diag(pembobot.F2[i,])%*%y)
}
for (i in 1:38){
S.F2[i,]=t(XP[i,])%*%( (solve(t(XP)%%diag(pemb
obot.F2[i,])%*%XP))%*%(t(XP)%%diag(pembobot.F
2[i,])))
}
for(i in 1:38){
Yhat.F2[i]=S.F2[i,]%*%y
}
##-----Adaptive eucliden
beta.A1=matrix(0,nrow = 38, ncol = 6 )

```

```
Lampiran 11 (Lanjutan) Source Code R untuk pemodelan GWR
S.A1=matrix(0,nrow = 38, ncol = 38 )
Yhat.A1=matrix(0, nrow=38, ncol=1)
X0=rep(1, 38)
XP=cbind(X0,X)
for (i in 1:38) {
  beta.A1[i,]=(solve(t(XP)%*%diag(pembobot.A1[i,
  ])%*%XP))%*%
  (t(XP)%*%diag(pembobot.A1[i,])%*%y)
}
for (i in 1:38){
  S.A1[i,]=t(XP[i,])%*%(solve(t(XP)%*%diag(pemb
  obot.A1[i,])%*%XP))%*%(t(XP)%*%diag(pembobot.A
  1[i,]))
}
for(i in 1:38){
  Yhat.A1[i]=S.A1[i,]%*%y
}
##-----Adaptive Manhattan
beta.A2=matrix(0,nrow = 38, ncol = 6 )
S.A2=matrix(0,nrow = 38, ncol = 38 )
Yhat.A2=matrix(0, nrow=38, ncol=1)
X0=rep(1, 38)
XP=cbind(X0,X)
for (i in 1:38) {
  beta.A2[i,]=(solve(t(XP)%*%diag(pembobot.A2[i,
  ])%*%XP))%*%
  (t(XP)%*%diag(pembobot.A2[i,])%*%y)
}
for (i in 1:38){
  S.A2[i,]=t(XP[i,])%*%(solve(t(XP)%*%diag(pemb
  obot.A2[i,])%*%XP))%*%(t(XP)%*%diag(pembobot.A
  2[i,]))
}
}
```

Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code* R untuk pemodelan GWR

```

for(i in 1:38){
  Yhat.A2[i]=S.A2[i,]%*%y
}
#####Pengujian simultan#####
I=matrix(0,nrow=38,ncol=38)
diag(I)=1
H=X%*%solve(t(X)%*%X)%*%t(X)
JKGols=t(y)%*%t(I-H)%*(I-H)%*%y

##-----Fixed Euclidean
JKGgwr.F1=t(y)%*%t(I-S.F1)%*(I-S.F1)%*%y
##Uji F
delta1.F1=sum(diag(t(I-S.F1)%*(I-S.F1)))
delta2.F1=sum(diag(t(I-S.F1)%*(I-S.F1))^2)
v1.F1=38-5-1-delta1.F1
v2.F1=38-5-1-(2%*%delta1.F1)+delta2.F1
Fhit.F1=((JKGols-
JKGgwr.F1)/v1.F1)/(JKGgwr.F1/delta1.F1)
df1.F1=abs(((v1.F1)^2)/v2.F1)
df2.F1=abs(((delta1.F1)^2)/delta2.F1)
Ftab.F1=qf(0.05,df1.F1,df2.F1,lower.tail=FALSE)
)
PV.F1=pf(Fhit.F1,df1.F1,df2.F1,lower.tail=FALSE)
E)

##-----Fixed Manhattan
JKGgwr.F2=t(y)%*%t(I-S.F2)%*(I-S.F2)%*%y
##Uji F
delta1.F2=sum(diag(t(I-S.F2)%*(I-S.F2)))
delta2.F2=sum(diag(t(I-S.F2)%*(I-S.F2))^2)
v1.F2=38-5-1-delta1.F2
v2.F2=38-5-1-(2%*%delta1.F2)+delta2.F2
Fhit.F2=((JKGols-
JKGgwr.F2)/v1.F2)/(JKGgwr.F2/delta1.F2)
df1.F2=abs(((v1.F2)^2)/v2.F2)
df2.F2=abs(((delta1.F2)^2)/delta2.F2)
Ftab.F2=qf(0.05,df1.F2,df2.F2,lower.tail=FALSE)
)

```




Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code* R untuk pemodelan GWR

```
PV.F2=pf(Fhit.F2,df1.F2,df2.F2,lower.tail=FALSE)
```

```
E)
```

```
##-----Adaptive Euclidean
JKGgwr.A1=t(y)%*t(I-S.A1)%*(I-S.A1)%*y
##Uji F
delta1.A1=sum(diag(t(I-S.A1)%*(I-S.A1)))
delta2.A1=sum(diag(t(I-S.A1)%*(I-S.A1))^2)
v1.A1=38-5-1-delta1.A1
v2.A1=38-5-1-(2*%delta1.A1)+delta2.A1
Fhit.A1=((JKGols-
JKGgwr.A1)/v1.A1)/(JKGgwr.A1/delta1.A1)
df1.A1=abs(((v1.A1)^2)/v2.A1)
df2.A1=abs(((delta1.A1)^2)/delta2.A1)
Ftab.A1=qf(0.05,df1.A1,df2.A1,lower.tail=FALSE)
)
```

```
PV.A1=pf(Fhit.A1,df1.A1,df2.A1,lower.tail=FALSE)
```

```
E)
```

```
##-----Adaptive Manhattan
JKGgwr.A2=t(y)%*t(I-S.A2)%*(I-S.A2)%*y
##Uji F
delta1.A2=sum(diag(t(I-S.A2)%*(I-S.A2)))
delta2.A2=sum(diag(t(I-S.A2)%*(I-S.A2))^2)
v1.A2=38-5-1-delta1.A2
v2.A2=38-5-1-(2*%delta1.A2)+delta2.A2
Fhit.A2=((JKGols-
JKGgwr.A2)/v1.A2)/(JKGgwr.A1/delta1.A1)
df1.A2=abs(((v1.A2)^2)/v2.A2)
df2.A2=abs(((delta1.A2)^2)/delta2.A2)
Ftab.A2=qf(0.05,df1.A2,df2.A2,lower.tail=FALSE)
)
```

```
PV.A2=pf(Fhit.A2,df1.A2,df2.A2,lower.tail=FALSE)
```

```
E)
```

```
##=====Pengujian parsial=====#
```



Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code* R untuk pemodelan GWR

```

##-----Fixed Euclidean
##Uji T
T.F1=matrix(0, nrow=38,ncol=6)
varbeta.F1=var(beta.F1)
for(i in 1:38){
  T.F1[i,]=beta.F1[i,]
  for(j in 1:6){
    T.F1[i,j]=
      abs(beta.F1[i,j]/sqrt(varbeta.F1[j,j]/38))
  }
}
qt(0.05/2, 32, lower.tail=FALSE)

##-----Fixed Manhattan
##Uji T
T.F2=matrix(0, nrow=38,ncol=6)
varbeta.F2=var(beta.F2)
for(i in 1:38){
  T.F2[i,]=beta.F2[i,]
  for(j in 1:6){
    T.F2[i,j]=
      abs(beta.F2[i,j]/sqrt(varbeta.F2[j,j]/38))
  }
}
qt(0.05/2, 32, lower.tail=FALSE)

##-----Adaptive Euclidean
##Uji T
T.A1=matrix(0, nrow=38,ncol=6)
varbeta.A1=var(beta.A1)
for(i in 1:38){
  T.A1[i,]=beta.A1[i,]
  for(j in 1:6){
    T.A1[i,j]=
      abs(beta.A1[i,j]/sqrt(varbeta.A1[j,j]/38))
  }
}
qt(0.05/2, 32, lower.tail=FALSE)

##-----Adaptive Manhattan

```

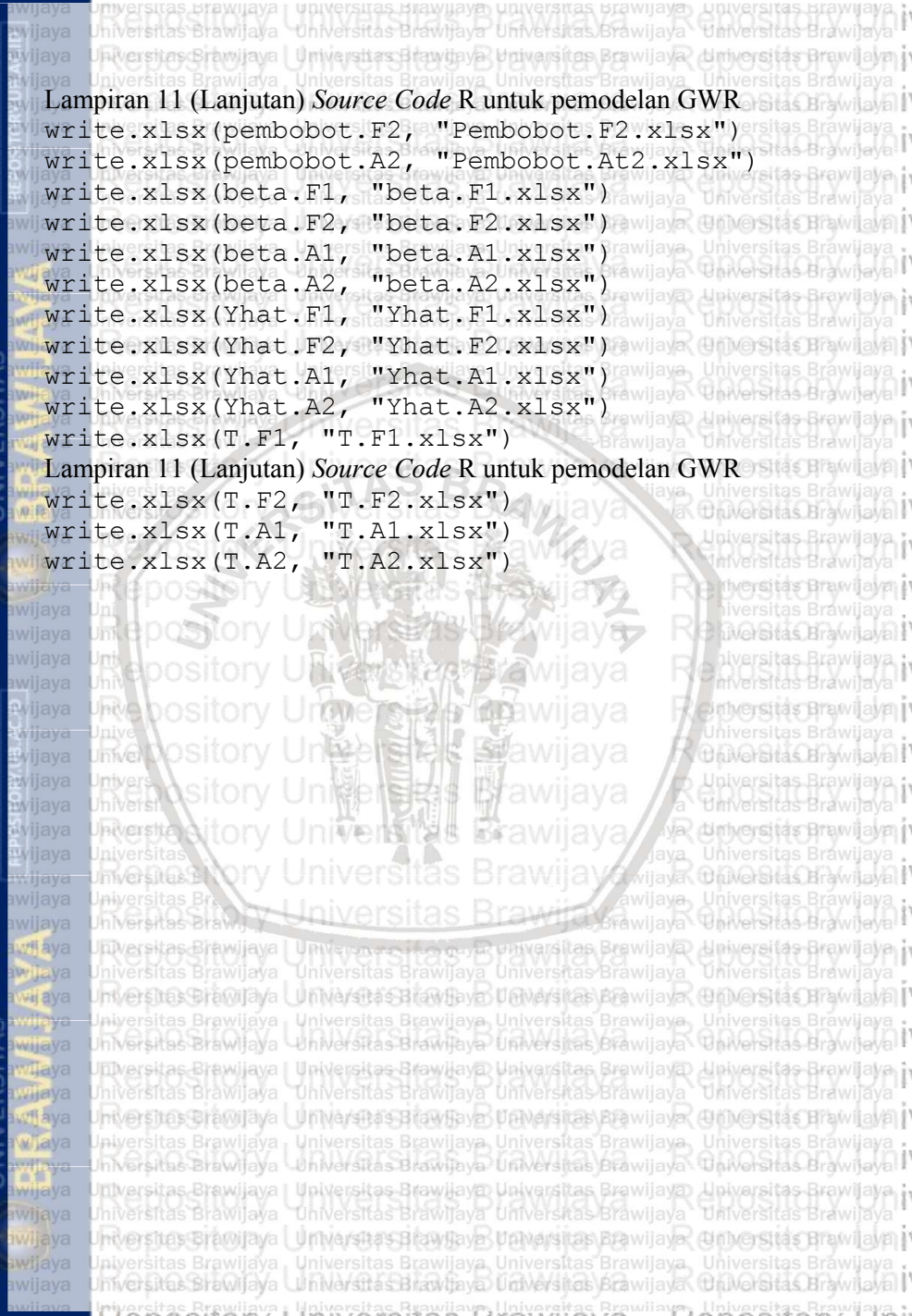


Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code* R untuk pemodelan GWR

```
##Uji T
T.A2=matrix(0, nrow=38,ncol=6)
varbeta.A2=var(beta.A2)
for(i in 1:38){
  T.A2[i,]=beta.A2[i,]
  for(j in 1:6){
    T.A2[i,j]=
      abs(beta.A2[i,j]/sqrt(varbeta.A2[j,j]/38))
  }
  qt(0.05/2, 32, lower.tail=FALSE)
}
#pemilihan model terbaik
sigma1.F1=sqrt((JKGgwr.F1)/((delta1.F1)^2/delta
a2.F1))
AIC.F1=(2%*%38%*%log(sigma1.F1))+(38%*%log(2%*
%3.14))+(38%*%((38+sum(diag(S.F1)))/(38-2-
sum(diag(S.F1))))))
sigma1.F2=sqrt((JKGgwr.F2)/((delta1.F2)^2/delta
a2.F2))
AIC.F2=(2%*%38%*%log(sigma1.F2))+(38%*%log(2%*
%3.14))+(38%*%((38+sum(diag(S.F2)))/(38-2-
sum(diag(S.F2))))))
sigma1.A1=sqrt((JKGgwr.A1)/((delta1.A1)^2/delta
a2.A1))
AIC.A1=(2%*%38%*%log(sigma1.A1))+(38%*%log(2%*
%3.14))+(38%*%((38+sum(diag(S.A1)))/(38-2-
sum(diag(S.A1))))))
sigma1.A2=sqrt((JKGgwr.A2)/((delta1.A2)^2/delta
a2.A2))
AIC.A2=(2%*%38%*%log(sigma1.A2))+(38%*%log(2%*
%3.14))+(38%*%((38+sum(diag(S.A2)))/(38-2-
sum(diag(S.A2))))))
#perhitungan R kuadrat
JKT.F1=pembobot.F1%*(y-(mean(y)))^2
```

Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code* R untuk pemodelan GWR

```
JKG.F1=pembobot.F1**%(y-Yhat.F1)^2
Rkuadrat.F1=matrix(0,nrow=38,ncol=1)
for(i in 1:38){
  Rkuadrat.F1[i,]=(JKT.F1[i,]-
  JKG.F1[i,])/JKT.F1[i,]}
JKT.F2=pembobot.F2**%(y-(mean(y)))^2
JKG.F2=pembobot.F2**%(y-Yhat.F2)^2
Rkuadrat.F2=matrix(0,nrow=38,ncol=1)
for(i in 1:38){
  Rkuadrat.F2[i,]=(JKT.F2[i,]-
  JKG.F2[i,])/JKT.F2[i,]}
JKT.A1=pembobot.A1**%(y-(mean(y)))^2
JKG.A1=pembobot.A1**%(y-Yhat.A1)^2
Rkuadrat.A1=matrix(0,nrow=38,ncol=1)
for(i in 1:38){
  Rkuadrat.A1[i,]=(JKT.A1[i,]-
  JKG.A1[i,])/JKT.A1[i,]}
JKT.A2=pembobot.A2**%(y-(mean(y)))^2
JKG.A2=pembobot.A2**%(y-Yhat.A2)^2
Rkuadrat.A2=matrix(0,nrow=38,ncol=1)
for(i in 1:38){
  Rkuadrat.A2[i,]=(JKT.A2[i,]-
  JKG.A2[i,])/JKT.A2[i,]}
#=====simpan data=====#
write.xlsx(Euclidean,"Euclidean.xlsx")
write.xlsx(Manhattan,"Manhattan.xlsx")
write.xlsx(bandwidth.F,"bandwidth.F.xlsx")
write.xlsx(bandwidth.A,"bandwidth.A.xlsx")
write.xlsx(pembobot.F1,"Pembobot.F1.xlsx")
write.xlsx(pembobot.A1,"Pembobot.A1.xlsx")
```



Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code R* untuk pemodelan GWR

```
write.xlsx(pembobot.F2, "Pembobot.F2.xlsx")  
write.xlsx(pembobot.A2, "Pembobot.At2.xlsx")  
write.xlsx(beta.F1, "beta.F1.xlsx")  
write.xlsx(beta.F2, "beta.F2.xlsx")  
write.xlsx(beta.A1, "beta.A1.xlsx")  
write.xlsx(beta.A2, "beta.A2.xlsx")  
write.xlsx(Yhat.F1, "Yhat.F1.xlsx")  
write.xlsx(Yhat.F2, "Yhat.F2.xlsx")  
write.xlsx(Yhat.A1, "Yhat.A1.xlsx")  
write.xlsx(Yhat.A2, "Yhat.A2.xlsx")  
write.xlsx(T.F1, "T.F1.xlsx")
```

Lampiran 11 (Lanjutan) *Source Code R* untuk pemodelan GWR

```
write.xlsx(T.F2, "T.F2.xlsx")  
write.xlsx(T.A1, "T.A1.xlsx")  
write.xlsx(T.A2, "T.A2.xlsx")
```

Lampiran 12 Koefisien Determinasi (R^2) tiap Lokasi

Kabupaten/Kota	fixed gaussian kernel		adaptive gaussian kernel	
	euclidean	manhattan	euclidean	manhattan
Kab. Pacitan	0.26766	0.27289	0.27810	0.29031
Kab. Ponorogo	0.27264	0.28273	0.28052	0.30029
Kab. Trenggalek	0.27066	0.27705	0.27926	0.29193
Kab. Tulungagung	0.27150	0.27795	0.27994	0.29237
Kab. Blitar	0.27515	0.28203	0.28512	0.29668
Kab. Kediri	0.27621	0.28690	0.28764	0.31028
Kab. Malang	0.27860	0.28861	0.29762	0.31625
Kab. Lumajang	0.28368	0.29063	0.30626	0.31661
Kab. Jember	0.28501	0.29144	0.30644	0.31684
Kab. Banyuwangi	0.28858	0.29527	0.30699	0.31949
Kab. Bondowoso	0.28695	0.29712	0.30915	0.32534
Kab. Situbondo	0.28757	0.29835	0.30929	0.32643
Kab. Probolinggo	0.28273	0.29289	0.30813	0.32392
Kab. Pasuruan	0.28151	0.29232	0.30709	0.32468
Kab. Sidoarjo	0.27939	0.29144	0.29875	0.32210
Kab. Mojokerto	0.27829	0.29001	0.29554	0.31983
Kab. Jombang	0.27717	0.28886	0.29102	0.31659
Kab. Nganjuk	0.27259	0.28374	0.28070	0.30265
Kab. Madiun	0.27741	0.28900	0.29203	0.31730
Kab. Magetan	0.26995	0.28060	0.27875	0.29868
Kab. Ngawi	0.27073	0.28249	0.27961	0.30155
Kab. Bojonegoro	0.27300	0.28595	0.28225	0.30743
Kab. Tuban	0.27734	0.29396	0.29163	0.32229
Kab. Lamongan	0.27832	0.29160	0.29488	0.32273
Kab. Gresik	0.27829	0.29145	0.29485	0.32251
Kab. Bangkalan	0.27985	0.29344	0.29899	0.32518
Kab. Sampang	0.28491	0.29770	0.30945	0.33023
Kab. Pamekasan	0.28587	0.29871	0.30957	0.33015
Kab. Sumenep	0.28762	0.30087	0.30943	0.33025
Kota Kediri	0.27595	0.28650	0.28687	0.30900
Kota Blitar	0.27583	0.28270	0.28680	0.29782
Kota Malang	0.27869	0.28877	0.29788	0.31660
Kota Probolinggo	0.28434	0.29519	0.30919	0.32632
Kota Pasuruan	0.28014	0.29151	0.30323	0.32387
Kota Mojokerto	0.27812	0.29009	0.29479	0.32007
Kota Madiun	0.27082	0.28172	0.27925	0.29988
Kota Surabaya	0.27970	0.29256	0.29917	0.32407
Kota Batu	0.27826	0.28877	0.29609	0.31691