

**PENERAPAN MODEL *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION* (GWLR) DENGAN FUNGSI PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL* PADA DATA KEMISKINAN
PROVINSI JAWA BARAT TAHUN 2022**

(Skripsi)

Oleh

NUNUNG NURHASANAH



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
2024**

ABSTRAK

PENERAPAN MODEL *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION* (GWLR) DENGAN FUNGSI PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL* PADA DATA KEMISKINAN PROVINSI JAWA BARAT TAHUN 2022

Oleh

Nunung Nurhasanah

Analisis regresi merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen dengan satu atau lebih variabel independen. Variabel dependen yang bersifat kategori akan dianalisis menggunakan analisis regresi logistik. Metode GWLR adalah bentuk lokal dari regresi logistik di mana lokasi geografis diperhatikan, pada penelitian ini metode GWLR digunakan untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi tingkat persentase kemiskinan Provinsi Jawa Barat tahun 2022 sebesar 10,14% menggunakan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel*. Variabel yang digunakan adalah pengeluaran perkapita, rata-rata lama sekolah, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita, dan kepadatan penduduk. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa variabel pengeluaran perkapita (X_1), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita (X_3), dan kepadatan penduduk (X_4) berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat persentase kemiskinan di Provinsi Jawa Barat tahun 2022.

Kata Kunci: GWLR, *Adaptive Gaussian Kernel*

ABSTRACT

THE IMPLEMENTATION OF THE GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC (GWLR) MODEL WITH ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL WEIGHTING FUNCTION ON POVERTY DATA IN WEST JAVA PROPINCE IN 2022

Oleh

Nunung Nurhasanah

Regression analysis is a method used to determine the relationship between a dependent variable and one or more independent variables. When the dependent variable is categorical, logistic regression analysis is employed. The GWLR method is a local form of logistic regression where geographic location is taken into account. In this study, the GWLR method is utilized to identify factors influencing the poverty rate of West Java Province in 2022, which stood at 10.14%, using the adaptive Gaussian kernel weighting function. The variables used include per capita expenditure, average length of schooling, Gross Regional Domestic Product (GRDP) per capita, and population density. The results of this study indicate that per capita expenditure (X_1) Gross Regional Domestic Product (GRDP) per capita (X_3) and population density (X_4) significantly affect the poverty rate in West Java Province in 2022.

Keywords: GWLR, Adaptive Gaussian Kernel

**PENERAPAN MODEL *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION* (GWLR) DENGAN FUNGSI PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL* PADA DATA KEMISKINAN
PROVINSI JAWA BARAT TAHUN 2022**

Oleh

NUNUNG NURHASANAH

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA MATEMATIKA

Pada

**Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

Judul Skripsi : **PENERAPAN MODEL *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION* (GWLR) DENGAN FUNGSI PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL* PADA DATA KEMISKINAN PROVINSI JAWA BARAT TAHUN 2022**

Nama Mahasiswa : **Nuning Nurhasanah**

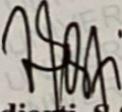
Nomor Pokok Mahasiswa : **2057031017**

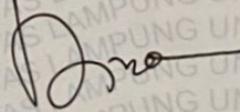
Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

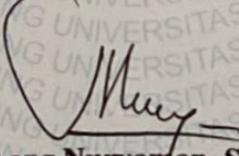


1. **Komisi Pembimbing**


Widiarti, S.Si., M.Si.
NIP. 19800502 200501 2 003


Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.
NIP. 19931106 201903 2 018

2. **Ketua Jurusan Matematika**

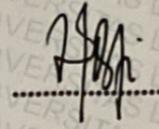

Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP. 19740316 200501 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

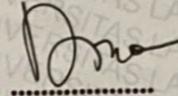
Ketua

: Widiarti, S.Si., M.Si.



Sekretaris

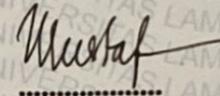
: Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.



Penguji

Bukan Pembimbing

**: Prof. Drs. Mustofa Usman,
MA., Ph.D**

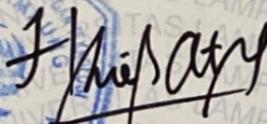


2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.

NIP. 19711001 200501 1 002



Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 03 Juni 2024

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertandatangan dibawah ini:

Nama : **Nunung Nurhasanah**
Nomor Induk Mahasiswa : **2057031017**
Jurusan : **Matematika**
Judul : **Penerapan Model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) dengan Fungsi Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* pada Data Kemiskinan Provinsi Jawa Barat Tahun 2022**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan sepanjang pengetahuan saya bukan merupakan hasil yang telah di publikasi atau ditulis orang lain atau telah dipergunakan dan diterima sebagai persyaratan penyelesaian studi pada Universitas atau Institute lain.

Bandar Lampung, 3 Juni 2024



Nunung Nurhasanah
NPM. 2057031017

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Nunung Nurhasanah, dilahirkan di Pandeglang pada tanggal 01 Desember 2002 merupakan anak terakhir dari 5 bersaudara.

Penulis memulai Pendidikan di SD Negeri Banyumas 4 dari tahun 2008-2014. Pendidikan menengah pertama di Madrasah Tsanawiyah Mathlaul Anwar Pandeglang pada tahun 2014-2017. Pendidikan menengah atas di Madrasah Aliyah Negeri 1 Pandeglang pada tahun 2017-2020.

Pada tahun 2020 penulis terdaftar sebagai mahasiswa SI Matematika di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur SMMPTN. Pada tahun 2023 penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Banten dan melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Gunung Sugih, Kecamatan Kedondong, Kabupaten Pesawaran. Selama menjadi mahasiswa penulis sering mengikuti kegiatan volunteer dengan menjadi relawan pada daerah pedalam di luar pulau dan di laksanakan pada libur semester.

KATA INSPIRASI

“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya”

(QS. Al-baqarah, 2:286)

“Be kind, be humble, be the love”

(SMTOWN)

“I feel like the possibility of all those possibilities being possible is just another possibility that can possibly happen”

(Mark Lee)

“Orang lain tidak akan bisa paham struggle dan masa sulitnya kita, yang mereka ingin tahu hanya bagian success stories. Berjuanglah untuk diri sendiri walaupun tidak ada yang bertepuk tangan. Kelak diri kita di masa depan akan sangat bangga dengan apa yang kita perjuangkan hari ini”

PERSEMBAHAN

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT atas segala limpahan rahmat dan karunia-NYA sehingga telah memberikan petunjuk dan kemudahan untuk menyelesaikan skripsi ini. Karyaku yang sederhana ini kupersembahkan kepada:

Bapak dan Ibu

Bapak dan Ibu tersayang yang selalu menjadi penyemangatku sebagai sandaran dari kerasnya dunia, yang tak henti-hentinya mendoakan untuk kebaikan anak-anaknya, selalu memberikan kasih sayang, cinta, dukungan, dan motivasi. Menjadi suatu kebanggaan memiliki orang tua yang mendukung anaknya untuk mencapai cita-cita. Terima kasih Bapak dan Ibu selalu berjuang untuk kehidupanku. Sehat selalu dan hiduplah lebih lama lagi untuk ada disetiap perjalanan dan pencapaian hidupku.

Ke-empat Saudaraku

Terima kasih telah memberikan semangat, doa dan keceriaan dalam hidupku.

Dosen Pembimbing dan Penguji

Yang telah berjasa dan senantiasa mengarahakan.

Almamater Tercinta, Universitas Lampung

SANWACANA

Puji dan syukur tak henti-hentinya tercurahkan kepada Allah SWT atas segala limpahan rahmat dan hidayah-NYA sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Penerapan Model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) dengan Fungsi Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* pada Data Kemiskinan Provinsi Jawa Barat Tahun 2022” dengan baik dan dan tepat pada waktunya.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik karena dukungan, bimbingan, saran, serta doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan ketulusan hati penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada:

1. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing satu yang telah membimbing dan memberikan pengarahan kepada penulis selama menyelesaikan skripsi.
2. Ibu Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si., selaku dosen pembimbing dua yang telah memberikan pengarahan dan masukan dalam proses penyusunan skripsi.
3. Bapak Prof. Drs. Mustofa Usman, MA., Ph.D., selaku dosen pembahas dan penguji skripsi yang telah memberikan arahan, masukan, dan saran-saran dalam perbaikan dan penyelesaian skripsi.
4. Ibu Dr. Fitriani, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing akademik yang selalu memberikan semangat penulis untuk menyelesaikan skripsi dengan tepat waktu.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universiatas Lampung.

7. Seluruh dosen Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
8. Cinta pertama dan sosok yang sangat menginspirasi penulis yaitu Ayahanda tercinta. Terimakasih atas setiap tetes keringat yang telah tcurahkan dalam setiap langkah ketika mengemban tanggung jawab sebagai seorang kepala keluarga untuk mencari nafkah, yang tiada hentinya memberikan motivasi, perhatian, kasih sayang, serta dukungan dari segala finansial sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi.
9. Pintu surgaku dan sosok yang penulis jadikan panutan yaitu Ibunda tercinta. Terima kasih atas setiap semangat, ridho, perhatian, kasih sayang dan doa yang selalu terselip disetiap sholatnya sehingga penulis bisa menyelesaikan skripsi.
10. Kepada cinta kasih keempat saudara penulis. Terima kasih sudah ikut serta dalam proses penulis menempuh pendidikan selama ini, terima kasih atas semangat, doa dan cinta yang selalu diberikan kepada penulis serta terim kasih telah setia meluangkan waktunya untuk menjadi tempat dan pendengar terbaik penulis sampai akhirnya penulis mampu menyelesaikan skripsi ini.
11. Teman-teman dekat penulis (Nanda, Harum, Intan, Defina, dan Aul), terima kasih atas banyaknya kontribusi yang membantu penulis dalam proses penyelesaian skripsi, yang siap menjadi pendengar yang baik, senantiasa memberikan semangat, dukungan, arahan, saran, doa, dan motivasi yang selalu menguatkan satu sama lain.
12. Hasna yang telah menjadi tempat bertukar pikiran dan menjadi rekan yang menemani penulis dari awal perkuliahan sampai menyelesaikan skripsi. Terima kasih atas setiap waktu dan petualangan hebat kita yang kita lalui bersama selama perkuliahan.
13. Terima kasih untuk diri sendiri “Nunung Nurhasanah”. Terima kasih untuk tidak menyerah, terima kasih sudah bertahan sampai ssejauh ini, terima kasih untuk selalu mau diajak berperang denga nisi kepala, dan terima kasih karena sudah bisa membuktikan bahwa kamu bisa melewati semuanya.

Bandar Lampung, 3 Juni 2024
Penulis,

Nunung Nurhasanah

DAFTAR ISI

	Halaman
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang dan Masalah.....	1
1.2. Tujuan Penelitian	3
1.3. Manfaat Penelitian	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1. Regresi Logistik	5
2.2. Penduga Parameter Model Regresi Logistik.....	6
2.3. Pengujian Parameter Model Regresi Logistik	8
2.4. Asumsi Model Regresi Logistik	10
2.5. Diagnostik Multikolinearitas	10
2.6. Model <i>Geographically Weighted Logistik Regression</i> (GWLR).....	11
2.7. Pengujian Parameter Model GWLR	14
III. METODE PENELITIAN	15
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian	15
3.2. Data Penelitian	15
3.3. Metode Penelitian	16
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	18
4.1. Analisis Deskriptif	18
4.2. Diagnostik Multikolinearitas Pada Data Kemiskinan.....	21

4.3. Analisis GWLR Menggunakan Fungsi Pembobot <i>Adaptive Gaussian Kernel</i>	22
V. KESIMPULAN.....	31
DAFTAR PUSTAKA	33

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Tingkat Korelasi antar Variabel Bebas pada Data Kemiskinan.....	21
2. <i>Variance Inflation Factor</i> (VIF) pada Data Kemiskinan.....	22
3. <i>Cross Validation</i> (CV) dan <i>Bandwidth</i> pada Data Kemiskinan.....	22
4. Jarak Euclidean dan Matriks Pembobot <i>Adaptive Gaussian Kernel</i> pada Data Kemiskinan	23
5. Fungsi Logit GWLR dengan Fungsi Pembobot <i>Adaptive Gaussian Kernel</i>	25
6. Pengujian Parameter Model GWLR <i>Adaptive Gaussian Kernel</i> pada Masing-Masing Wilayah Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Barat.....	27
7. Hasil Pengujian Parameter Model GWLR <i>Adaptive Gaussian Kernel</i> pada Masing-Masing Wilayah Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Barat.....	29

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
8. Peta Sebaran Pengeluaran Perkapita	19
9. Peta Sebaran PDRB Perkapita	19
10. Peta Sebaran Rata-Rata Lama Sekolah.....	20
11. Peta Sebaran Kepadatan Penduduk.....	20

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang dan Masalah

Analisis regresi merupakan salah satu metode statistika untuk mengetahui hubungan variabel dependen dengan satu atau lebih variabel independen. Variabel dependen yang bersifat kategori dianalisis menggunakan analisis regresi logistik. Menurut Fotheringham, et.al. (2002), analisis regresi logistik tidak cocok untuk data yang dipengaruhi oleh lokasi geografis, atau yang disebut data spasial, karena metode ini mengabaikan pengaruh faktor lokasi. Mengabaikan pengaruh spasial dapat mengurangi efektivitas atau kualitas model. Oleh karena itu, dikembangkan metode analisis yang mempertimbangkan faktor geografis (Desriwendi, dkk. 2015).

Fotheringham, et.al. (2002) mengembangkan metode analisis data spasial yang mempertimbangkan faktor geografis, yang disebut *Geographically Weighted Regression* (GWR). Menurut Atkinson, et.al. (2003), GWR diciptakan untuk memprediksi model dari dataset dengan variabel dependen biner menggunakan regresi logistik, yang dikenal sebagai *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR). GWLR adalah versi lokal dari regresi logistik yang memperhitungkan faktor lokasi. Metode ini mengasumsikan bahwa data variabel dependen mengikuti distribusi binomial dan digunakan untuk menganalisis data spasial dari proses yang tidak stasioner (Desriwendi, dkk. 2015).

Beberapa penelitian sebelumnya tentang GWLR telah dilakukan oleh (Solekha & Qudratullah, 2022) yang mengkaji tingkat kemiskinan di Provinsi NTT dengan mengelompokkan berdasarkan persentase penduduk yang berada di bawah Garis Kemiskinan (GK), yang diukur dengan nilai *Head Count Index* (HCI) Provinsi NTT sebesar 21,9%. Pemodelan dilakukan menggunakan GWLR (Geographically Weighted Logistic Regression) dengan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel*, dapat disimpulkan bahwa faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kemiskinan bersifat lokal dan berbeda-beda di 22 lokasi pengamatan, antara lain PDRB perkapita, program Indonesia pintar, dan proyeksi laju pertumbuhan. Pratiwi, dkk. (2020) mengkaji sebuah penelitian menggunakan model GWLR telah diterapkan pada data status kesejahteraan masyarakat di Kalimantan tahun 2017. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa faktor-faktor yang signifikan memengaruhi probabilitas status kesejahteraan masyarakat di Kabupaten/Kota di pulau Kalimantan termasuk angka partisipasi sekolah (SMA), jumlah tenaga kesehatan, pendapatan perkapita riil, dan tingkat pengangguran terbuka.

(Mahmudah & Khoiriyah, 2023) mengkaji implementasi GWLR pada pemodelan laju pertumbuhan penduduk di Kabupaten Bojonegoro menunjukkan bahwa terdapat 11 kecamatan dengan kategori laju pertumbuhan rendah, sementara 17 kecamatan lainnya memiliki laju pertumbuhan penduduk yang tinggi. Soliha, dkk. (2023) mengkaji faktor-faktor yang menjelaskan kasus AIDS di Provinsi Jawa Timur menggunakan model GWLR menghasilkan penemuan bahwa dalam pengelompokan, klaster 1 cenderung terdiri dari Kabupaten/Kota yang signifikan variabelnya adalah rasio jenis kelamin dan rasio ketergantungan. Sementara itu, klaster 2 cenderung terdiri dari Kabupaten/Kota yang signifikan variabelnya adalah rasio ketergantungan. Wardhani dkk. (2022) mengkaji tentang pemodelan indeks pembangunan masyarakat Provinsi Jawa Timur dengan Metode GWLR, hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa pemodelan GWLR dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* lebih baik daripada pembobot lain dengan faktor yang berpengaruh signifikan secara lokal adalah prevalensi balita *stunting* dan hipertensi. Nilai akurasi, *sensitivity*, dan *specificity* yang dihasilkan berturut-turut sebesar 97,4% dan 85,71%.

Matriks pembobot dibentuk menggunakan fungsi pembobot yang bergantung pada *bandwidth*. Terdapat dua jenis fungsi pembobot kernel, fungsi tersebut adalah *Fixed Gaussian Kernel* dan *Adaptive Gaussian Kernel*. Hasriana, dkk. (2017) menyatakan bahwa fungsi pembobot *Fixed Kernel* digunakan dalam GWLR untuk memodelkan kemiskinan. Sedangkan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* digunakan untuk menyesuaikan model dengan kondisi titik pengamatan, menghasilkan nilai *bandwidth* yang tetap atau berubah di setiap lokasi pengamatan. Pemilihan *bandwidth* adalah langkah penting dalam proses pembobotan (Atkinson, et.al, 2003). Salah satu metode untuk menentukan *bandwidth* optimal adalah dengan menggunakan kriteria *Cross Validation* (CV).

Menurut Badan Pusat Statistik (2022), Jawa Barat merupakan Provinsi dengan persentase penduduk miskin terbanyak kedua di pulau Jawa. Persentase penduduk miskin Jawa Barat tahun 2021 sebesar 7,48%, kemudian pada tahun 2022 mengalami peningkatan sebesar 10.14% hal ini dikarenakan kenaikan tingkat kemiskinan terjadi di daerah perkotaan, sedangkan tingkat kemiskinan di perdesaan cenderung fluktuatif. Setiyorini, dkk. (2017) mengemukakan bahwa kemiskinan dipengaruhi oleh geografis, posisi suatu wilayah terhadap wilayah lain. Selain itu, faktor-faktor yang memengaruhi persentase tingkat kemiskinan di antaranya pengeluaran perkapita, rata-rata lama sekolah, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita, dan kepadatan penduduk.

Berdasarkan uraian di atas, penulis tertarik untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi persentase GWLR dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* pada data kemiskinan Provinsi Jawa Barat.

1.2. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan model GWLR dengan menggunakan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* untuk mengkaji faktor-faktor yang

berkontribusi terhadap persentase kemiskinan wilayah Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat.

1.3. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah menambah pengetahuan tentang metode *Geographycally Weighted Logistik Regression* (GWLR) dengan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Regresi Logistik

Metode regresi merupakan analisis data yang menggambarkan hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen. Regresi logistik adalah salah satu metode yang digunakan untuk mencari hubungan antara variabel dependen yang dilambangkan dengan y yang bersifat *dichotomus* (mempunyai skala nominal dengan dua kategori) atau *polychotomous* (mempunyai skala nominal yang lebih dari dua kategori dengan satu atau lebih variabel independen) yang dilambangkan dengan x , sedangkan variabel dependennya bersifat kategorik (Agresti, 2002).

Model regresi logistik termasuk ke dalam model linear umum *Generalized Linear Models* (GLM). Model linear umum merupakan pengembangan dari model linear klasik. Pada model linear umum komponen acak tidak harus mengikuti distribusi normal, tetapi harus termasuk dalam distribusi eksponensial (Yunus, 2016).

Hasil observasi variabel acak dependen (y) mempunyai dua fungsi kategorik yaitu 0 dan 1, sehingga mengikuti distribusi Bernoulli dengan fungsi distribusi peluang (Hosmer & Lemeshow, 1989)

$$P(Y = y) = \pi^y(1 - \pi)^{1-y}; y = 0 \text{ dan } 1. \quad (2.1)$$

Di mana jika $y = 0$, maka $P(Y = 0) = 1 - \pi$ dan jika $y = 1$, maka $P(Y = 1) = \pi$. Rata-rata bersyarat dari y jika diberikan nilai x adalah $\pi(x) = E(y|x)$. Pada regresi logistik dengan variabel independen yang mencakup p variabel adalah sebagai berikut (Hosmer & Lemeshow, 1989):

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (2.2)$$

di mana,

$\beta_0, \beta_1, \beta_p$ adalah koefisien regresi logistik

untuk mempermudah pendugaan parameter regresi suatu fungsi hubung logit dirumuskan sebagai berikut (Hosmer & Lemeshow, 1989):

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (2.3)$$

Model regresi logistik pada persamaan (2.2) dapat ditulis dalam bentuk (Hosmer & Lemeshow, 1989):

$$\pi(x) = \frac{\exp(g(x))}{1 + \exp(g(x))} \quad (2.4)$$

2.2. Penduga Parameter Model Regresi Logistik

Nilai dugaan parameter model regresi logistik diperoleh dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Dasar dari metode MLE yaitu memaksimalkan fungsi *likelihood*, dan fungsi *likelihood* pada regresi logistik adalah sebagai berikut (Hosmer & Lemeshow, 1998):

$$\begin{aligned}
L(\beta) &= \prod_{i=1}^p \pi(x_i)^{y_i} (1 - \pi(x_i))^{1-y_i} \\
&= \prod_{i=1}^p \pi(x_i)^{y_i} (1 - \pi(x_i)) \left(\frac{1}{1-\pi(x_i)}\right)^{y_i} \\
&= \prod_{i=1}^p \left(\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)}\right)^{y_i} (1 - \pi(x_i)) \\
&= \left\{ \prod_{i=1}^p \left(\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)}\right)^{y_i} (1 - \pi(x_i)) \right\} \\
&= \left\{ \prod_{i=1}^p \exp \left[\ln \left(\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)} \right) \right]^{y_i} \right\} \left\{ \prod_{i=1}^p (1 - \pi(x_i)) \right\} \\
&= \left\{ \exp \sum_{i=1}^p y_i \left(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right) \right\} \left\{ \prod_{i=1}^p (1 - \pi(x_i)) \right\}
\end{aligned}$$

Sesuai dengan persamaan (2.3), maka fungsi *likelihood* adalah:

$$L(\beta) = \left\{ \exp \sum_{i=1}^p y_i \left(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right) \right\} \left\{ \prod_{i=1}^p (1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}))^{-1} \right\}$$

Persamaan *ln likelihood* yang terbentuk adalah:

$$L(\beta) = \ln L(\beta) = \sum_{i=1}^p y_i \left(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right) - \sum_{i=1}^p \ln(1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}))^{-1}$$

Persamaan *likelihood* diturunkan terhadap β , untuk mendapatkan nilai β yang dapat memaksimalkan $L(\beta)$, kemudian hasil yang diperoleh dibuat sama dengan 0.

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta} = 0$$

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^p y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^p x_{ij} \left(\frac{\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})} \right) = 0$$

Sehingga persamaan *likelihood* adalah:

$$\begin{aligned}
\sum_{i=1}^p y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^p x_{ij} (\pi(x_i)) &= 0 \\
\sum_{i=1}^p (y_i - \pi(x_i)) x_{ij} &= 0
\end{aligned} \tag{2.5}$$

Persamaan (2.5) merupakan nonlinear sehingga untuk mendapatkan nilai maksimumnya digunakan metode iteratif yang dilakukan dengan metode iterasi Newton Raphson, yaitu memaksimumkan fungsi *likelihood*.

2.3. Pengujian Parameter Model Regresi Logistik

Pengujian dugaan parameter pada model regresi logistik dilakukan secara simultan dan parsial. Hal ini bertujuan untuk menguji apakah variabel independen yang terdapat dalam model berpengaruh atau tidak terhadap variabel dependen. Adapun uji yang dilakukan adalah sebagai berikut:

a. Uji simultan

Pengujian parameter secara simultan dilakukan pada semua variabel independen dalam model simultan. Pengujian ini dilakukan dengan statistik uji G (Hosmer & Lemeshow, 1998).

Hipotesis untuk uji tersebut adalah:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_j = 0$ (seluruh variabel independen tidak berpengaruh terhadap variabel dependen)

$H_1: \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, p$ (terdapat minimal satu variabel independen tidak berpengaruh terhadap variabel dependen)

Taraf signifikansi: α (0.05)

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$G = -2 \ln \left[\frac{\left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{n}\right)^{n_0}}{\prod_{i=1}^n (\hat{\pi}(x_i))^{x_i} (1 - \hat{\pi}(x_i))^{1 - y_i}} \right] \quad (2.6)$$

Daerah keputusan:

Tolak H_0 jika nilai $G > \chi^2_{(\alpha, p)}$

Terima H_1 jika nilai $G < \chi^2_{(\alpha, p)}$

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $G > \chi^2_{(\alpha, p)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$

Kesimpulan:

Tolak H_0 apabila model yang mengandung variabel independen signifikan secara simultan terhadap model.

b. Uji parsial

Pengujian dugaan parameter secara parsial dilakukan pada masing-masing variabel independen pada model. Pengujian secara parsial dilakukan dengan uji Wald. (Hosmer & Lemeshow, 1989).

Hipotesis untuk uji tersebut adalah:

$H_0: \beta_j = 0$ dengan $j = 1, 2, \dots, p$ (variabel independen ke- j tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen)

$H_1: \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, p$ (variabel independen ke- j berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen)

Taraf signifikansi: $\alpha(0.05)$

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$W = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \quad (2.7)$$

Daerah keputusan:

Tolak H_0 jika nilai $W > \chi^2_{(\alpha,p)}$

Terima H_1 jika nilai $W < \chi^2_{(\alpha,p)}$

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika nilai $W > \chi^2_{(\alpha,p)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$

Kesimpulan:

Tolak H_0 apabila variabel independen berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen.

2.4. Asumsi Model Regresi Logistik

Regresi logistik tidak memerlukan asumsi normalitas, heteroskedastisitas, atau autokorelasi, hal ini dikarenakan variabel dependen dalam regresi logistik bersifat *dummy* (0 dan 1), sehingga residualnya tidak memerlukan pengujian atas hal-hal tersebut (Caraka & Yasin, 2017). Jika dalam model melibatkan variabel independen, maka digunakan asumsi multikolinearitas, sehingga untuk pengujian multikolinearitas dapat dilakukan uji kebaikan (*goodness of fit test*) yang kemudian dilanjutkan dengan pengujian parameter untuk menentukan variabel independen mana yang signifikan. Variabel-variabel independen yang signifikan dapat tetap digunakan dalam penelitian untuk membangun model yang tepat (Abidin, 2011).

2.5. Diagnostik Multikolinearitas

Salah satu asumsi penting dalam analisis regresi dengan beberapa variabel independen adalah tidak adanya korelasi antara satu variabel independen dengan variabel independen yang lain. Menurut Sarwoko (2005), ada beberapa metode untuk mendeteksi multikolinearitas yaitu:

- a. Kolinearitas sering kali diduga ketika R^2 tinggi (misalnya antara 0,7 dan 1) dan jika R^2 tinggi, ini berarti bahwa uji F dari prosedur analisis varian dalam sebagian kasus akan menolak hipotesis nol bahwa nilai koefisien kemiringan parsial secara simultan sebenarnya nol.
- b. Multikolinearitas timbul karena satu atau lebih variabel yang menjelaskan merupakan kombinasi linear yang mendekati pasti dari variabel yang menjelaskan lainnya.

Menurut Montgomery & Runger (2011), multikolinearitas dapat dideteksi menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Nilai VIF dapat dicari menggunakan rumus sebagai berikut:

$$VIF = \frac{1}{(1 - R_j^2)} \quad (2.8)$$

$$j = 1, 2, \dots, k$$

Koefisien R_j^2 merupakan koefisien determinasi yang didapatkan dari variabel independen. X_j adalah hasil dari regresi dengan variabel independen lainnya. Jika X_j tidak berkorelasi dengan peubah bebas lain, maka R_j^2 akan bernilai kecil dan nilai VIF akan mendekati 1. Jika X_j mempunyai korelasi dengan peubah bebas lain, maka R_j^2 akan mendekati 1 dan nilai VIF menjadi besar. Jika nilai VIF lebih besar dari 10, maka menunjukkan adanya multikolinearitas (Montgomery & Peck, 1992)

Pemilihan ukuran *bandwidth* menjadi salah satu hal yang penting karena akan memengaruhi ketepatan hasil regresi (Fotheringham, et.al, 2002). Pembobot pada setiap lokasi didapatkan berdasarkan jarak Euclidean d_{ij} dan *bandwidth* (h) yang dihasilkan pada masing-masing lokasi, menggunakan metode *Cross Validation* (CV) dengan rumus sebagai berikut:

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \quad (2.9)$$

Dengan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ adalah nilai dugaan y_i di mana pengamatan di lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dengan proses estimasi. Untuk mendapatkan nilai *bandwidth* (h) yang optimal maka diperoleh dari h yang menghasilkan CV yang minimum (Caraka & Yasin, 2017). Pemilihan model terbaik ditentukan dengan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) yang paling kecil.

2.6. Model *Geographically Weighted Logistik Regression* (GWLR)

Menurut Fotheringham, et.al (2002) *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) merupakan salah satu pendekatan yang memungkinkan penggunaan faktor spasial untuk memperoleh parameter regresi. Ini adalah metode alternatif untuk

regresi logistik yang menggabungkan parameter nonstasioner dan data kategori. Dalam kerangka GWLR, prediksi variabel dependen dibuat dengan menggunakan variabel independen, dengan setiap koefisien regresi bergantung pada lokasi pengamatan data. Model GWLR dapat dijelaskan sebagai berikut:

$$\pi(x_i) = \frac{\exp\left(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik}\right)}{1 + \exp\left(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik}\right)}; \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.11)$$

dengan,

- $\pi(x_i)$ = Nilai observasi variabel dependen ke- i
- $\beta_k(u_i, v_i)$ = Vektor nilai observasi variabel independen ke- k
- (u_i, v_i) = Menyatakan koordinat letak geografis (*longitude, latitude*) dari lokasi pengamatan ke- i
- x_{ik} = Nilai observasi variabel independen ke- k pada lokasi pengamatan ke- i

Menurut Fotheringham, et.al (2002), setiap parameter dihitung berdasarkan titik lokasi geografis yang spesifik. Akibatnya, terjadi variasi dalam setiap parameter regresi di berbagai wilayah geografis. Jika parameter regresi memiliki nilai yang tetap di seluruh wilayah geografis, maka model GWLR dapat disebut sebagai model global, di mana setiap wilayah memiliki model yang sama, yang merupakan kasus spesifik dalam kerangka GWLR. Peran pembobot sangat krusial dalam konteks ini karena pembobot mengindikasikan hubungan relatif antara lokasi pengamatan data satu dengan yang lainnya. Oleh karena itu, keakuratan pembobotan sangat penting. Dalam analisis spasial, pembobot spasial diperlukan untuk setiap lokasi ke- i . Jika lokasi ke- j terletak pada koordinat (u_j, v_j) maka jarak Euclidean antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j dapat dihitung menggunakan persamaan:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (2.12)$$

dengan,

- d_{ij} = Jarak Euclidean lokasi pengamatan ke- i dengan lokasi pengamatan ke- j

$$\begin{aligned}
u_i &= \text{Longitude jarak lokasi pengamatan } i \\
u_j &= \text{Longitude jarak lokasi pengamatan } j \\
v_i &= \text{Latitude jarak lokasi pengamatan } i \\
v_j &= \text{Latitude jarak lokasi pengamatan } j
\end{aligned}$$

Menurut Fotheringham, et.al. (2002) jika terdapat pengamatan ke- j yang jaraknya terlalu jauh dari lokasi i , maka pengamatan tersebut akan dihilangkan jika jaraknya melebihi radius r dari lokasi i dengan cara mengatur bobotnya menjadi nol. Penggunaan metode kernel adaptif cocok untuk situasi di mana pengamatan tersebar secara tidak teratur dan terkelompok. Metode ini memungkinkan penentuan nilai *bandwidth* yang berbeda untuk setiap titik pengamatan karena dapat menyesuaikan dengan kondisi dari masing-masing titik pengamatan.:

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} 1, & \text{jika } d_{ij} \leq r \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > r \end{cases} \quad (2.13)$$

Metode yang digunakan adalah *Adaptive Gaussian Kernel* sebagai berikut;

$$w_{ij} = \exp \left[- \left(\left(d_{ij} / h_{i(q)} \right) / h \right)^2 \right] \quad (2.14)$$

w_{ij} merupakan matriks pembobot lokasi pengamatan ke- i dengan lokasi pengamatan ke- j , d_{ij} adalah jarak Euclidean antara lokasi i ke lokasi j , h adalah parameter penghalus (*bandwidth*) dan $h_{i(q)}$ adalah *bandwidth* adaptif atau *bandwidth* yang berbeda untuk setiap lokasi yang menetapkan q sebagai jarak tetangga terdekat (*nearest neighbor*) dari lokasi i (Fotheringham, et.al. 2002).

2.7. Pengujian Parameter Model GWLR

Penduga parameter secara parsial bertujuan untuk mengetahui parameter mana saja yang signifikan memengaruhi variabel dependennya (Fotheringham, et.al, 2002). Hipotesis untuk uji tersebut adalah sebagai berikut:

Hipotesis:

$$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = 0; k = 1, 2, \dots, p$$

$$H_1: \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji Z

$$Z = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{SE(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))} \quad (2.15)$$

di mana SE menyatakan standar error dari estimasi koefisien regresi kriteria pengujian adalah tolak H_0 jika $|Z| > Z_{\alpha/2}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

III. METODE PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester genap tahun akademik 2023/2024 dan bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang didapat dari Badan Pusat Statistik (BPS). Variabel yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu:

1. Persentase penduduk miskin Provinsi Jawa Barat tahun 2022 (Y)
Didefinisikan miskin (1) jika persentase penduduk miskinnya $> 10,14\%$, sebaliknya (0). Persentase penduduk miskin di Provinsi Jawa Barat tahun 2022 sebesar $10,14\%$ (BPS, 2022).
2. Pengeluaran perkapita (X_1)
Biaya yang dikeluarkan untuk konsumsi seluruh anggota rumah tangga selama sebulan (BPS, 2022).
3. Rata-Rata lama sekolah (X_2)
Jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk dalam menjalani pendidikan formal (BPS, 2022).

4. Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita (X_3)
Jumlah nilai tambah bruto (*gross value added*) yang timbul dari seluruh sektor perekonomian di suatu wilayah (BPS, 2022).
5. Kepadatan penduduk (X_4)
Ukuran jumlah penduduk yang tinggal di suatu wilayah dibagi dengan luas wilayah tersebut (BPS, 2022).

3.3. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan mempelajari buku-buku teks pendukung serta mengkaji karya ilmiah yang disajikan dalam bentuk artikel. Penulis melakukan perhitungan dengan akurasi tinggi menggunakan software R versi 4.2.1. Adapun langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Memeriksa nilai kolinearitas dari variabel-variabel independen dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) dari data yang diperoleh.
2. Menentukan nilai *bandwidth* dengan menggunakan metode *Cross Validation* (CV) dari data yang didapat, dengan rumus sebagai berikut:

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \quad (3.1)$$

Dengan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ adalah nilai penaksir y_i di mana pengamatan di lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dari proses estimasi.

3. Menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi pengamatan ke- i dengan lokasi pengamatan ke- j berdasarkan letak geografis untuk setiap Kabupaten/Kota, dengan rumus sebagai berikut:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (3.2)$$

4. Menghitung matriks pembobot menggunakan fungsi *Adaptive Gaussian Kernel* dengan *bandwidth* yang sama pada setiap lokasi untuk data yang didapat dengan rumus sebagai berikut:

$$w_{ij} = \exp \left[- \left(\left(d_{ij} / h_{i(q)} \right) / 2 \right)^2 \right] \quad (3.3)$$

5. Menganalisis penduga parameter model GWLR dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*.
6. Membuat kesimpulan.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model GWLR yang menggunakan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* menghasilkan parameter yang bersifat lokal di setiap titik atau daerah di mana data diamati, oleh karena itu, hasilnya adalah model GWLR dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* untuk setiap wilayah Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat dan variabel independen yang secara signifikan memengaruhi persentase kemiskinan di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2022 adalah pengeluaran perkapita (X_1), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita (X_3), dan Kepadatan Penduduk (X_4).

DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, F.P. 2011. Penanganan Multikolinearitas dengan *Bayesian Ridge Regression* pada Kasus Kemiskinan Kabupaten/Kota di Jawa Timur. *Jurnal Mahasiswa Statistik*. **3**(1):57-67.
- Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis*. 2nd Edition. John Wiley & Sons, New York.
- Atkinson, P.M., German, S.E., Sear, D.A., & Clark, M.J. 2003. Exploring The Relations Between Riverbank Erosion and Geomorphological Controls Using Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR). *Project MUSE Journals*. **35**(1): 59-82.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2022. Data dan Informasi Kemiskinan di Indonesia. <https://www.bps.go.id/id>. Diakses pada tanggal 10 November 2023
- Caraka, R.E. & Yasin, H. 2017. *Geographically Weighted Regression (GWR) Sebuah Pendekatan Regresi Geografis*. Mobius, Yogyakarta.
- Desriwendi, Hoyyi, A., & Wuryandari, T. 2015. Pemodelan *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) dengan Fungsi Pembobot Fixed Gaussian Kernel dan Adaptive Gaussian Kernel. *Jurnal Gaussian*. **4**(2):193-204.
- Fotheringham, A.S., Brundson, C., & Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression: Analysis of Spatially Varying Relationship*. John Wiley & Sons, England.
- Hasriana, Raupong & Nirwana, I. 2017. Pemodelan Kemiskinan Menggunakan *Geographically Weighted Logistic Regression* dengan *Fixed Gaussian Kernel*. *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. **14**(1):42-46.

- Hosmer, D.W. & Lemeshow, S. 1989. *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons, New York.
- Mahmudah, N. & Khoiriyah, N. 2023. Implementasi *Geographically Weighted Logistic Regression* pada Laju Pertumbuhan Penduduk di Bojonegoro. *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika dan Statistika*. **4**(3):1856-1866.
- Montgomery, D.C. & Peck, A.E. 1992. *Introduction to Linear Regression Analysis*. A Wiley Intersection Publication, New York.
- Montgomery, D.C. & Runger, G.C. 2011. *Applied Statistics and Probability For Engineers*. 2nd Edition. John Wiley & Sons, New York.
- Pratiwi, Suyitno, & Siringoringo, M. 2020. Penerapan Model *Geographically Weighted Logistic Regression* pada Data Status Kesejahteraan Masyarakat di Kalimantan Tahun 2017. *Jurnal Eksponensial*. **11**(1):83-92.
- Sarwoko. 2005. *Dasar-Dasar Ekonometrika*. Andi, Yogyakarta.
- Setiyorini, A., Suprijadi, J., & Handoko, B. 2017. Pemodelan Tingkat Kemiskinan Pulau Jawa dengan Metode *Geographically Weighted Lasso*. *AIP Conference Proceedings*. **1**(2):21-30.
- Solekha, N.A. & Qudratullah, M.F. 2022. Pemodelan *Geographically Weighted Logistic Regression* dengan Fungsi *Adaptive Gaussian Kernel* Terhadap Kemiskinan di Provinsi NTT. *Jambura Journal Of Mathematics*. **4**(1):17-32.
- Soliha, S.L., Lestari, D., & Widyaningsih, Y. 2023. Analisis Faktor-Faktor yang Menjelaskan AIDS Provinsi Jawa Timur Menggunakan Model *Geographicly Weighted Logistic Regression*. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*. **7**(1):37-48.
- Wardhani, Q.S., Handajani, S.S., & Susanto, I. 2022. Pemodelan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat Provinsi Jawa Timur Dengan Metode *Geographically Weighted Logistic Regression*. *Jurnal Aplikasi Statistik & Komputasi Statistik*. **14**(2):2-12

Yunus, N.H. 2016. Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) pada Data yang Tidak Mengandung Multikolinieritas. *Journal of Statistics and Its Application*.**4**(1):100-113.