



TUGAS AKHIR - KS184822

**PEMODELAN INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA
(IPM) DI INDONESIA MENGGUNAKAN
*GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ORDINAL
LOGISTIC REGRESSION (GWOLR)***

FARIZ

NRP 062117 4000 0097

Dosen Pembimbing

Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si

Erma Oktania Permatasari, S.Si., M.Si

PROGRAM STUDI SARJANA

DEPARTEMEN STATISTIKA

FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA 2022



TUGAS AKHIR - KS184822

**PEMODELAN INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA
(IPM) DI INDONESIA MENGGUNAKAN
*GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ORDINAL
LOGISTIC REGRESSION (GWOLR)***

FARIZ

NRP 062117 4000 0097

Dosen Pembimbing

Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si

Erma Oktania Permatasari, S.Si., M.Si

PROGRAM STUDI SARJANA

DEPARTEMEN STATISTIKA

FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA 2022

(Halaman ini sengaja dikosongkan)



FINAL PROJECT - KS184822

**MODELLING HUMAN DEVELOPMENT INDEX
(HDI) IN INDONESIA USING GEOGRAPHICALLY
WEIGHTED ORDINAL LOGISTIC REGRESSION
(GWOLR)**

FARIZ

SN 062117 4000 0097

Supervisors

Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si

Erma Oktania Permatasari, S.Si., M.Si

UNDERGRADUATE PROGRAMME

DEPARTMENT OF STATISTICS

FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTICS

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA 2022

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LEMBAR PENGESAHAN

**PEMODELAN INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA
(IPM) DI INDONESIA MENGGUNAKAN
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ORDINAL LOGISTIC
REGRESSION (GWOLR)**

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Statistika
pada
Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Fariz

NRP. 062117 4000 0097

Disetujui oleh Pembimbing:

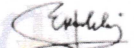
Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si

NIP. 19600525 198803 2 001

()

Erma Oktania Permatasari, S.Si., M.Si

NIP. 19881007 201404 2 002

()

Mengetahui,

Kepala Departemen Statistika



Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M. Si

NIP. 19691212 199303 2 002

SURABAYA, FEBRUARI 2022

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

PEMODELAN INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA (IPM) DI INDONESIA MENGGUNAKAN GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ORDINAL LOGISTIC REGRESSION (GWOLR)

Nama Mahasiswa : Fariz
NRP : 062117 4000 0097
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si
Erma Oktania Permatasari, S.Si., M.Si

Abstrak

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) sebagai angka yang mengukur capaian pembangunan manusia berdasarkan tiga dimensi dasar yaitu umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan standar hidup layak. IPM dipengaruhi oleh beberapa faktor; yaitu angka kesakitan, rasio sekolah dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, persentase penduduk miskin, tingkat partisipasi angkatan kerja, dan kepadatan penduduk. Perbedaan kondisi geografis dalam mendapatkan faktor pembentuk IPM pada Provinsi di Indonesia menjadikan umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan standar hidup layak di Indonesia merupakan permasalahan yang spasial. Model GWOLR dapat menjadi solusi untuk model regresi yang koefisiennya bergantung pada lokasi geografis diamatinya data. Maka dari itu digunakan analisis GWOLR pada penelitian ini. Hasil pemodelan GWOLR dengan pembobot gaussian dengan nilai AIC terkecil diperoleh model GWOLR terbaik dengan faktor X_2, X_3, X_4, X_6 . Hasil pengujian secara serentak model GWOLR terbaik diperoleh hasil bahwa nilai dari uji G^2 sebesar 124,276, yang berarti rasio sekolah dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, persentase penduduk miskin, dan kepadatan penduduk mempengaruhi kategori IPM secara bersama-sama. Hasil ketepatan klasifikasi model GWOLR terbaik sebesar 94,12%.

Kata Kunci: GWOLR, IPM, Pemodelan, Provinsi, Spasial.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

MODELLING HUMAN DEVELOPMENT INDEX (HDI) IN INDONESIA USING GEOGRAPHICALLY WEIGHTED ORDINAL LOGISTIC REGRESSION (GWOLR)

Name : Fariz
Student Number : 062117 4000 0097
Department : Statistika
Supervisor : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si
Erma Oktania Permatasari, S.Si., M.Si

Abstract

Human Development Index (HDI) is a number that measures the achievement of human development based on three basic dimensions, namely a long and healthy life, knowledge, and a decent standard of living. HDI is influenced by several factors; namely the morbidity rate, the ratio of school to high school students, the ratio of teachers to high school students, the percentage of the poor, the labor force participation rate, and population density. Differences in geographical conditions in obtaining HDI forming factors in provinces in Indonesia make long life and healthy life, knowledge, and a decent standard of living in Indonesia a spatial problem. The GWOLR model can be a solution for a regression model whose coefficients depend on the geographic location of the observed data. Therefore, GWOLR analysis was used in this study. The results of GWOLR modeling with gaussian weighting with the smallest AIC value obtained the best GWOLR model with a factor X_2, X_3, X_4, X_6 . The results of the simultaneous test of the best GWOLR model showed that the value of the G^2 test was 124,276, which means the ratio of school and high school students, the ratio of teachers and high school students, the percentage of poor people, and population density affect the HDI category together. The result of the best GWOLR model classification accuracy is 94.12%.

Keywords: GWOLR, IPM, Modelling, Provinces, Spatial.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Laporan Tugas Akhir yang berjudul “**Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Indonesia Menggunakan *Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR)***” dengan lancar. Keberhasilan penyusunan Tugas Akhir ini juga tidak lepas dari berbagai pihak yang telah banyak membantu. Maka dari itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Allah SWT yang telah menuntun penulis untuk terus berusaha dan bersyukur sehingga dapat mengenyam pendidikan perguruan tinggi dan menyelesaikan Tugas Akhir ini.
2. Kedua orang tua atas doa, nasehat, kasih sayang, dan dukungan yang selalu diberikan kepada penulis sehingga termotivasi untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini.
3. Ibu Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M.Si. selaku Kepala Departemen Statistika, Ibu Dr. Santi Wulan, S.Si., MSi. selaku Sekretaris Departemen I Statistika dan Ibu Dr. Vita Ratnasari, S.Si, M.Si selaku Sekretaris Departemen II Statistika yang telah menyediakan fasilitas untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini.
4. Ibu Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si. selaku dosen pembimbing I dan Ibu Erma Oktania Permatasari, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing II yang telah meluangkan waktu, mengarahkan, membimbing dengan sabar dan memberikan dukungan yang sangat besar bagi penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir.
5. Ibu Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc. dan Ibu Dr. Vita Ratnasari, S.Si, M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan koreksi dan saran-saran untuk kesempurnaan Tugas Akhir.

6. Bapak Dr. Sutikno, S.Si., M.Si. selaku dosen wali yang telah memberikan nasehat, motivasi dan bimbingan selama ini.
7. Seluruh dosen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan, serta segenap karyawan Departemen Statistika ITS.
8. Keluarga yang selalu mendoakan dan memberikan kasih sayang sehingga penulis dapat mengerjakan laporan Tugas Akhir ini dengan lancar.
9. Sahabat tercinta Rizki Ardi Krismono, Dewinta Jalasena Putri, Khairunnisa, dan Akhyian Hamimah Linggahua yang selalu memberi dukungan, semangat dan menghibur serta bertukar cerita selama ini, sehingga penulis menjadi bersemangat dalam mengerjakan Tugas Akhir.
10. Teman-teman GAMANANTA yang memberikan bantuan, semangat dan mengajarkan arti kebersamaan, kekeluargaan selama 4 tahun ini.
11. Semua pihak yang telah memberikan dukungan dan membantu dalam keberhasilan penulis baik secara langsung maupun tidak langsung yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis berharap hasil Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi semua pihak. Semoga kebaikan yang telah diberikan kepada penulis dibalas dengan kebaikan yang lebih besar oleh Allah SWT.

Surabaya, Januari 2022

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan.....	4
1.4 Manfaat.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Indeks Pembangunan Manusia (IPM)	5
2.2 Kerangka Konsep	6
2.3 Peta Tematik.....	7
2.4 Model Regresi Logistik Ordinal.....	7
2.4.1 Estimasi Parameter Model Regresi Logistik Ordinal	8
2.5 Model <i>Geographically Weighted Regression (GWR)</i> ...	9
2.5.1 Estimasi Parameter Model <i>GWR</i>	10
2.6 Model <i>Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR)</i>	12
2.6.1 Estimasi Parameter Model <i>GWOLR</i>	13
2.6.2 Uji Serentak.....	14
2.6.3 Uji Parsial	15
2.7 Pemilihan Pembobot.....	16
2.8 Pemilihan Model Terbaik.....	17
2.9 Deteksi Multikolinieritas	18
2.10 Uji Autokorelasi Spasial.....	18
2.11 Interpretasi Model	19

2.12	Ketepatan Klasifikasi	21
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....		23
3.1	Sumber Data	23
3.2	Variabel Penelitian	23
3.3	Struktur Data	25
3.4	Langkah Analisis	26
3.5	Diagram Alir.....	27
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN		29
4.1	Statistika Deskriptif Kategori IPM di Indonesia dan Faktor-Faktor yang diduga Mempengaruhi.....	29
4.1.1	Kategori IPM.....	31
4.1.2	Angka Kesakitan	33
4.1.3	Rasio Sekolah dan Murid SMA.....	34
4.1.4	Rasio Guru dan Murid SMA	36
4.1.5	Persentase Penduduk Miskin.....	38
4.1.6	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK).....	39
4.1.7	Kepadatan Penduduk.....	41
4.2	Pengujian Multikolinieritas	43
4.3	Uji Autokorelasi Spasial.....	44
4.4	Pemodelan <i>GWOLR</i>	44
4.4.1	Pengujian Parameter Model <i>GWOLR</i> secara Serentak	46
4.4.2	Pemilihan Model <i>GWOLR</i> Terbaik	47
4.4.3	Pengujian Parameter Model <i>GWOLR</i> Terbaik secara Serentak	47
4.4.4	Pengujian Parameter Model <i>GWOLR</i> Terbaik secara Parsial	48
4.4.5	Interpretasi Model <i>GWOLR</i> Terbaik	51
4.5	Ketepatan Klasifikasi	52
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		55
5.1	Kesimpulan.....	55
5.2	Saran.....	56
DAFTAR PUSTAKA		57
LAMPIRAN.....		61

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Perhitungan Ketepatan Klasifikasi	21
Tabel 3.1	Variabel Penelitian	23
Tabel 3.2	Definisi Operasional Variabel dan Satuan Variabel	24
Tabel 3.3	Struktur Data.....	25
Tabel 4.1	Statistika Deskriptif Variabel Prediktor.....	29
Tabel 4.2	Distribusi Frekuensi Kategori IPM.....	32
Tabel 4.3	Distribusi Frekuensi Angka Kesakitan	33
Tabel 4.4	Distribusi Frekuensi Rasio Sekolah dan Murid SMA	34
Tabel 4.5	Distribusi Frekuensi Rasio Guru dan Murid SMA ..	37
Tabel 4.6	Distribusi Frekuensi Persentase Penduduk Miskin	38
Tabel 4.7	Distribusi Frekuensi Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja.....	40
Tabel 4.8	Distribusi Frekuensi Kepadatan Penduduk.....	41
Tabel 4.9	Nilai <i>VIF</i> Variabel Prediktor	43
Tabel 4.10	Nilai <i>Bandwidth</i> dan <i>Score CV</i> dengan Fungsi Pembobot Berbeda	45
Tabel 4.11	Ringkasan Statistik Parameter Model <i>GWOLR</i>	46
Tabel 4.12	Ringkasan Perbandingan Model <i>GWOLR</i>	47
Tabel 4.13	Pengujian Parameter Model <i>GWOLR</i> Terbaik Secara Parsial di Provinsi NAD.....	48
Tabel 4.14	Variabel Prediktor yang Signifikan dan Nilai <i>Odds Ratio</i> pada Provinsi di Indonesia Berdasarkan Model <i>GWOLR</i> Terbaik	50
Tabel 4.15	Rangkuman Prediksi Kategori IPM Pada Setiap Provinsi Berdasarkan Model <i>GWOLR</i> Terbaik yang Berbeda dengan Observasi	52
Tabel 4.16	Ketepatan Klasifikasi Kategori IPM Berdasarkan Model <i>GWOLR</i> Terbaik	52

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Kerangka Konsep Penelitian.....	6
Gambar 3.1	Diagram Alir.....	27
Gambar 4.1	<i>Boxplot</i> Variabel Prediktor.....	31
Gambar 4.2	Persebaran Kategori IPM Menurut Provinsi di Indonesia	32
Gambar 4.3	Persebaran Angka Kesakitan Menurut Provinsi di Indonesia	33
Gambar 4.4	<i>Boxplot</i> Angka Kesakitan Berdasarkan Kategori IPM	34
Gambar 4.5	Persebaran Rasio Sekolah dan Murid SMA Menurut Provinsi di Indonesia	35
Gambar 4.6	<i>Boxplot</i> Rasio Sekolah dan Murid SMA Berdasarkan Kategori IPM	36
Gambar 4.7	Persebaran Rasio Guru dan Murid SMA Menurut Provinsi di Indonesia.....	36
Gambar 4.8	<i>Boxplot</i> Rasio Guru dan Murid SMA Berdasarkan Kategori IPM	37
Gambar 4.9	Persebaran Persentase Penduduk Miskin Menurut Provinsi di Indonesia.....	38
Gambar 4.10	<i>Boxplot</i> Persentase Penduduk Miskin Berdasarkan Kategori IPM	39
Gambar 4.11	Persebaran TPAK Menurut Provinsi di Indonesia	40
Gambar 4.12	<i>Boxplot</i> TPAK Berdasarkan Kategori IPM	41
Gambar 4.13	Persebaran Kepadatan Penduduk Menurut Provinsi di Indonesia.....	42
Gambar 4.14	<i>Boxplot</i> Kepadatan Penduduk Berdasarkan Kategori IPM	43

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Surat Keterangan Pengambilan Data	61
Lampiran 2	Data Kategori IPM Tahun 2020 dan Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi (Variabel Y-X4)	62
Lampiran 3	Data Kategori IPM Tahun 2020 dan Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi (Variabel X5-X6 dan Variabel Lokasi)	63
Lampiran 4	<i>Output</i> Statistika Deskriptif	64
Lampiran 5	<i>Output</i> Uji Multikolinieritas	64
Lampiran 6	<i>Script</i> Memanggil Data	65
Lampiran 7	<i>Script Score CV GWOLR</i>	66
Lampiran 8	<i>Script GWOLR</i>	70
Lampiran 9	<i>Script</i> Menampilkan <i>Output</i>	78
Lampiran 10	<i>Output</i> Pembobot, <i>Score CV</i> , dan Ringkasan Statistik Parameter	79
Lampiran 11	Pemilihan Model <i>GWOLR</i> Terbaik	80
Lampiran 12	Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan <i>p-value</i> Parameter Model <i>GWOLR</i> Terbaik	83
Lampiran 13	Peluang Tiap Kategori IPM dan Prediksi Kategori IPM Berdasarkan Model <i>GWOLR</i> Terbaik	92

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pembangunan manusia didefinisikan sebagai proses perluasan bagi manusia dalam menentukan pilihannya (United Nations Development Programme, 2020). Pilihan tersebut mencakup kualitas kesehatan, kualitas pendidikan, dan kualitas hidup yang layak (ekonomi). Indeks Pembangunan Manusia (IPM) menurut BPS (2014) merupakan angka yang mengukur capaian pembangunan manusia berdasarkan sejumlah komponen dasar kualitas hidup. Sebagai ukuran kualitas hidup, IPM dibentuk melalui pendekatan tiga dimensi dasar yang mencakup umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan standar hidup layak. Seluruh dimensi tersebut memiliki lingkup yang luas. Dalam menentukan IPM, BPS sebagai lembaga *official* statistik di Indonesia menggunakan angka harapan hidup waktu lahir untuk mengukur dimensi umur panjang dan hidup sehat (BPS, 2014). Untuk mengukur dimensi pengetahuan digunakan perpaduan antara faktor harapan lama sekolah dan rata-rata lama sekolah. Untuk mengukur dimensi kualitas hidup yang layak digunakan Produk Nasional Bruto (PNB) per kapita. Menurut *World Bank*, PNB per kapita merupakan jumlah keseluruhan penghasilan penduduk suatu negara, baik yang ada di dalam negeri ataupun di luar negeri (Iskandar, 2014). Nilai IPM menghasilkan nilai berbentuk numerik. Menurut BPS (2021), nilai IPM Indonesia dibagi menjadi 4 kategori, yaitu rendah, sedang, tinggi, dan sangat tinggi.

Nilai IPM antar Provinsi di Indonesia menunjukkan keberagaman. Pada tahun 2020, Provinsi DKI Jakarta merupakan satu-satunya Provinsi dengan IPM kategori sangat tinggi dengan nilai IPM sebesar 80,77. Provinsi Aceh, Sumatera Utara, Jambi, Jawa Timur, dan Kalimantan Tengah merupakan beberapa Provinsi dengan IPM kategori tinggi. Untuk Provinsi dengan IPM kategori sedang ditunjukkan oleh Provinsi Lampung, Nusa

Tenggara Timur, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Barat, Sulawesi Tengah, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku, Maluku Utara, Papua Barat, dan Papua. Sejak tahun 2018, sudah tidak terdapat Provinsi di Indonesia yang masuk dalam kategori rendah (BPS, 2021).

Banyak faktor yang mempengaruhi nilai IPM di Indonesia. Penelitian tentang IPM sebelumnya telah dilakukan oleh Astsaqofi (2016); Yanthi (2016); dan Maulana, Meilawati, & Widiastuti (2019). Penelitian Astsaqofi (2016) menggunakan metode regresi probit dan menyimpulkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap IPM adalah rasio sekolah dan murid, rasio guru dan murid, dan jumlah penduduk miskin. Disamping itu penelitian ini cukup baik dalam menentukan ketepatan klasifikasi. Penelitian oleh Yanthi (2016) menggunakan metode *nonparametric spline regression* menyimpulkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap IPM adalah tingkat partisipasi angkatan kerja, rasio sekolah dan siswa, kepadatan penduduk, angka kesakitan, PDRB/1juta. Penelitian yang dilakukan oleh Maulana, Meilawati, & Widiastuti (2019) menyatakan bahwa variabel yang signifikan adalah angka harapan hidup, harapan lama sekolah, rata-rata lama sekolah, dan pengeluaran perkapita. Ketiga penelitian tersebut menghasilkan nilai ketepatan klasifikasi yang cukup baik. Selain itu, ketiga penelitian tersebut masih belum mengakomodasi aspek spasial.

Salah satu persoalan yang diduga memberikan efek spasial adalah mengenai Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Pembangunan di suatu daerah akan berbeda dengan pembangunan di daerah lainnya, termasuk sumber daya manusia yang ada juga akan berbeda. Faktor geografis, pendidikan, Sumber Daya Manusia (SDM), gaya hidup akan mempengaruhi kualitas pembangunan di suatu wilayah. Salah satu faktor yang penting dalam suatu pembangunan adalah kualitas dari sumber daya manusia (SDM) yang ada. Tolok ukur untuk menghitung kualitas SDM adalah dengan Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Perbedaan lokasi daerah di Indonesia diduga memberikan efek

spasial terhadap IPM. Ini disebabkan perbedaan letak geografis dan keadaan masing-masing daerah. Keterkaitan yang terjadi akibat faktor lokasi antarwilayah diduga akan memberikan efek keragaman spasial terhadap pencapaian IPM di suatu wilayah. Keragaman spasial yang diduga terjadi dalam pencapaian IPM akan menyebabkan antardata pengamatan sulit untuk memenuhi asumsi regresi klasik yaitu, kehomogenan varians residual dan mungkin residual berautokorelasi sehingga untuk mengatasi hal tersebut dilakukan pendekatan spasial dalam memodelkan IPM di suatu wilayah. Oleh karena itu diperlukan suatu metode yang mengakomodasi aspek spasial.

Menurut Syifli (2015), model regresi yang koefisiennya bergantung pada lokasi geografis diamatinya data dapat diselesaikan dengan dimodelkan dengan model *Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR)*. Hal tersebut sesuai untuk memodelkan IPM di Indonesia yang beragam dengan skala data ordinal. Penelitian menggunakan metode *GWOLR* sebelumnya telah dilakukan oleh Rochmah & Ratnasari (2019) dengan kesimpulan bahwa model *GWOLR* menunjukkan hasil klasifikasi yang baik. Penelitian yang dilakukan oleh Lailiyah & Purhadi (2012) menghasilkan kesimpulan bahwa model *GWOLR* lebih baik dibandingkan dengan model regresi logistik ordinal untuk memodelkan tingkat buta huruf tiap kabupaten/kota di Jawa Timur. Berdasarkan penjelasan sebelumnya, maka pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan mengenai IPM menurut Provinsi di Indonesia menggunakan metode *GWOLR*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka rumusan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana karakteristik Kategori IPM, Angka Kesakitan, Rasio Sekolah dan Murid SMA, Rasio Guru dan Murid SMA, Persentase Penduduk Miskin, Tingkat Partisipasi

Angkatan Kerja (TPAK) dan Kepadatan Penduduk di Indonesia?

2. Bagaimana model terbaik dalam pemodelan Kategori IPM di Indonesia menggunakan *GWOLR*?

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dibuat, maka tujuan yang ingin dicapai peneliti adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan Kategori IPM, Angka Kesakitan, Rasio Sekolah dan Murid SMA, Rasio Guru dan Murid SMA, Persentase Penduduk Miskin, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) dan Kepadatan Penduduk di Indonesia.
2. Menentukan model terbaik dalam pemodelan Kategori IPM di Indonesia dengan *GWOLR*.

1.4 Manfaat

Manfaat yang diharapkan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menambah wawasan dan pengetahuan mengenai keilmuan dalam pengembangan dan penerapan metode *GWOLR*.
2. Menjadi informasi tambahan bagi pemerintah untuk menentukan kebijakan dalam meningkatkan dan pemerataan IPM pada Provinsi-Provinsi di Indonesia.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Indeks Pembangunan Manusia (IPM)

Pembangunan Manusia merupakan suatu proses untuk memperbanyak pilihan-pilihan yang dimiliki oleh manusia. Dimana pilihan-pilihan tersebut terdiri dari tiga komponen dasar, yaitu untuk berumur panjang dan sehat, untuk memiliki ilmu pengetahuan, dan yang ketiga untuk mempunyai akses terhadap sumber daya yang dibutuhkan sehingga dapat menjalani kehidupan yang layak. Sehingga Indeks Pembangunan Manusia (IPM) diartikan sebagai suatu indeks komposit yang digunakan untuk mengukur capaian pembangunan manusia berbasis sejumlah komponen dasar kualitas hidup manusia. Ketiga komponen dasar yang digunakan sebagai ukuran kualitas hidup tersebut diukur dengan menggunakan suatu indeks untuk masing-masing komponen, yaitu indeks harapan hidup, indeks pendidikan dan indeks standar hidup layak (United Nations Development Programme, 2020).

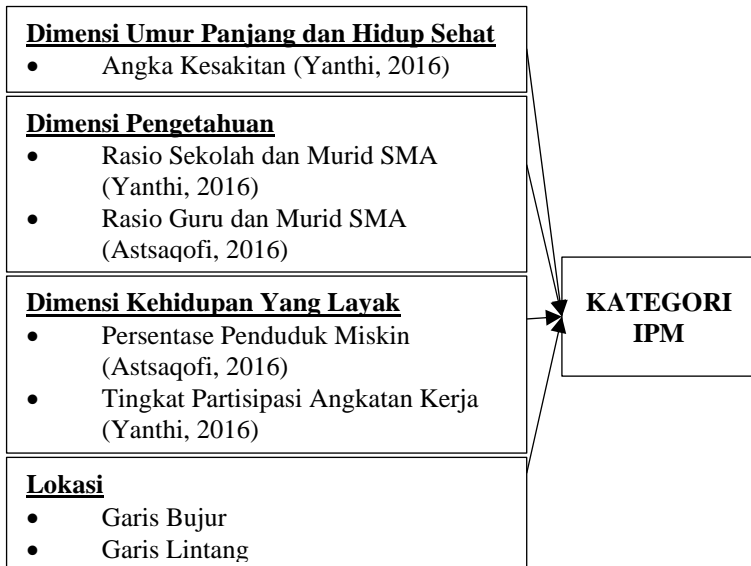
Ketiga dimensi tersebut memiliki pengertian sangat luas karena terkait banyak faktor. Untuk mengukur dimensi kesehatan, bisa digunakan angka harapan hidup waktu lahir. Selanjutnya untuk mengukur dimensi pengetahuan (pendidikan) digunakan gabungan indikator angka melek huruf dan rata-rata lama sekolah. Adapun untuk mengukur dimensi hidup layak (ekonomi) digunakan indikator kemampuan daya beli masyarakat terhadap sejumlah kebutuhan pokok yang dilihat dari rata-rata besarnya pengeluaran per kapita sebagai pendekatan pendapatan yang mewakili capaian pembangunan untuk hidup layak (Putra & Ratnasari, 2015).

Penelitian tentang IPM sebelumnya telah dilakukan oleh Astsaqofi (2016); Yanthi (2016); dan Maulana, Meilawati, & Widiastuti (2019). Penelitian Astsaqofi (2016) menggunakan metode regresi probit dan menyimpulkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap IPM adalah rasio sekolah dan

murid, rasio guru dan murid, dan jumlah penduduk miskin. Disamping itu penelitian ini cukup baik dalam menentukan ketepatan klasifikasi. Penelitian oleh Yanthi (2016) menggunakan metode *nonparametric spline regression* menyimpulkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap IPM adalah tingkat partisipasi angkatan kerja, rasio sekolah dan siswa, kepadatan penduduk, angka kesakitan, PDRB/1juta. Penelitian yang dilakukan oleh Maulana, Meilawati, & Widiastuti (2019) menyatakan bahwa variabel yang signifikan adalah angka harapan hidup, harapan lama sekolah, rata-rata lama sekolah, dan pengeluaran perkapita

2.2 Kerangka Konsep

Pemilihan variabel penelitian dalam penelitian kali ini berdasarkan penelitian sebelumnya. Berikut ini adalah kerangka konsep pada penelitian ini.



Gambar 2.1 Kerangka Konsep Penelitian.

2.3 Peta Tematik

Peta tematik adalah gambaran dari sebagian permukaan bumi yang dilengkapi dengan informasi tertentu, baik data kualitatif maupun data kuantitatif. Peta tematik sangat erat kaitannya dengan SIG (Sistem Informasi Geografis) karena pada umumnya *output* dari proyek SIG adalah berupa peta tematik (Barus & Wiradisastira, 2000). Dalam membentuk suatu peta tematik, tiap wilayah memiliki pewarnaan yang berbeda yang berasal dari karakteristik suatu daerah. Salah satu metode dalam pembagian warna pada peta adalah metode *Natural Breaks*.

Metode *Natural Breaks* memiliki tujuan untuk menghasilkan variansi yang paling minimum antar wilayah yang berada dalam satu peta (Crisana, 2014). Berikut merupakan langkah-langkah dalam menggunakan metode *Natural Breaks*.

1. Membagi data sebanyak m kelompok dan tiap kelompok memiliki sebanyak n_s observasi.
2. Menghitung nilai deviasi kuadrat antar kelompok (*SDCM*).

$$SDCM = \sum_{s=1}^m \sum_{i=1}^{n_s} (x_{si} - \bar{x}_s)^2 \quad (2.1)$$

Keterangan:

x_{si} : data observasi ke- i kelompok ke- s

\bar{x}_s : rata-rata data kelompok ke- s

3. Menghitung jumlah kuadrat penyimpangan dari rata-rata (*SDAM*).

$$SDAM = \sum_{s=1}^m (\bar{x}_s - \bar{x})^2 \quad (2.2)$$

Keterangan:

\bar{x} : rata-rata data keseluruhan

4. Mengurangi *SDAM* dengan *SDCM*.
5. Pembagian kelompok dengan *SDCM* terkecil adalah pembagian wilayah yang paling optimum

2.4 Model Regresi Logistik Ordinal

Menurut Agresti (2013), model yang digunakan pada regresi logistik ordinal adalah model logit kumulatif (*cumulative logit*

models). Misalkan variabel respon Y berskala ordinal memiliki G buah kategori dan \mathbf{x}_i menyatakan vektor variabel prediktor pada pengamatan ke- i , $\mathbf{x}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{ip}]^T$ dengan $i = 1, 2, \dots, n$, maka model logit kumulatif dinyatakan sebagai berikut.

$$\text{logit} [P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i)] = \alpha_g + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_i, \quad g = 1, 2, \dots, G-1 \quad (2.3)$$

Dimana $P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i)$ adalah peluang kumulatif kategori ke- g terhadap \mathbf{x}_i , $\{\alpha_g\}$ merupakan sebuah parameter intersep yang memenuhi $\alpha_1 \leq \alpha_2 \leq \dots \leq \alpha_{G-1}$ dan $\boldsymbol{\beta} = [\beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_p]^T$ adalah vektor koefisien regresi yang bersesuaian dengan \mathbf{x}_i .

Logit kumulatif didefinisikan sebagai berikut.

$$\text{logit} [P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i)] = \ln \left[\frac{P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i)}{1 - P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i)} \right], \quad g = 1, 2, \dots, G-1 \quad (2.4)$$

Berdasarkan persamaan (2.3) dan (2.4) maka model regresi logistik ordinal dapat dinyatakan pada persamaan (2.5) berikut.

$$\text{logit} [P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i)] = \ln \left[\frac{P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i)}{1 - P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i)} \right] = \alpha_g + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_i \quad (2.5)$$

Dimana $g = 1, 2, \dots, G-1$.

2.4.1 Estimasi Parameter Model Regresi Logistik Ordinal

Menurut Agresti (2013), estimasi parameter model regresi logistik ordinal dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Menurut Hosmer dan Lemeshow (1995), prinsip yang digunakan pada metode MLE adalah mengestimasi vektor $\boldsymbol{\theta} = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_p \ \beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_p]^T$ dengan cara memaksimalkan fungsi *likelihood*. Untuk mempermudah dalam perhitungan, maka dilakukan transformasi \ln pada fungsi *likelihood* sehingga terbentuk fungsi *ln-likelihood*. Estimasi parameter melalui metode MLE dilakukan dengan menghitung turunan parsial fungsi *ln-likelihood* terhadap

parameter yang akan diestimasi kemudian disamadengankan nol. Turunan parsial pertama dari fungsi *ln-likelihood* yang akan diestimasi merupakan fungsi yang *nonlinear* terhadap parameter. Estimasi parameter dari persamaan regresi yang *nonlinear* tidak mudah jika menggunakan metode MLE dan memerlukan metode yang bersifat iterasi untuk memperoleh estimasi parameternya. Metode iterasi yang dapat digunakan adalah metode iterasi *Newton Raphson*.

2.5 Model *Geographically Weighted Regression (GWR)*

Menurut Fotheringham, Brundson, dan Charlton (2002), *GWR* merupakan model spasial dengan vektor titik sebagai pengembangan dari regresi linear (*OLS*) menjadi model regresi terboboti dengan memperhatikan efek spasial, sehingga menghasikan estimasi parameter yang hanya dapat digunakan untuk memprediksi setiap titik atau lokasi di mana data tersebut diamati dan disimpulkan. Model *GWR* merupakan suatu model yang memperhatikan faktor geografis sebagai variabel bebas yang mempengaruhi variabel respon. Asumsi yang digunakan pada model *GWR* adalah *error* berdistribusi normal dengan variansi (σ^2) dan rata-rata bernilai nol. Pada model *GWR* hubungan variabel respon y dan variabel prediktor x_1, x_2, \dots, x_p pada lokasi ke- i adalah sebagai berikut.

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_{ik}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

Dengan y_i adalah nilai observasi variabel respon ke- i , (u_i, v_i) merupakan koordinat letak geografis (*longitude, latitude*) pada lokasi ke- i , x_{ij} merupakan nilai observasi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i , $\beta_0(u_i, v_i)$ merupakan konstanta/intersep pada pengamatan ke- i , $\beta_k(u_i, v_i)$ merupakan nilai observasi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i , dan ε_{ik} adalah *error* pada titik lokasi ke- i yang diasumsikan

independen, identik dan berdistribusi normal dengan variansi (σ^2) dan rata-rata bernilai nol.

2.5.1 Estimasi Parameter Model GWR

Menurut Fotheringham, Brundson, dan Charlton (2002), Estimasi parameter model *GWR* menggunakan metode *weighted least squares (WLS)* dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data diamati. Pembobotan dilakukan sesuai dengan Hukum I Tobler yang menyatakan “segala sesuatu saling berhubungan satu dengan yang lainnya, tetapi sesuatu yang dekat lebih mempunyai pengaruh daripada sesuatu yang jauh”. Oleh karena itu, pada model *GWR* diasumsikan bahwa daerah yang dekat dengan lokasi pengamatan ke- i mempunyai pengaruh yang besar terhadap estimasi parameternya daripada daerah yang lebih jauh. Misalkan pembobot untuk setiap lokasi adalah $j = 1, 2, \dots, n$, maka parameter pada lokasi pengamatan diestimasi dengan menambahkan pembobot pada persamaan (2.6) dan kemudian meminimumkan jumlah kuadrat *error* dengan hasil sebagai berikut.

$$\begin{aligned} & \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) e_j^2 \\ & = \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \left[y_j - \beta_0(u_i, v_i) - \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} \right]^2 \end{aligned} \quad (2.7)$$

atau dalam bentuk matriks jumlah kuadrat *error* sebagai berikut

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

$$\text{Dengan } \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = \begin{pmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \beta_p(u_i, v_i) \end{pmatrix}$$

dan $\mathbf{W}(u_i, v_i) = \text{diag}(w_1(u_i, v_i), w_2(u_i, v_i), \dots, w_n(u_i, v_i))$

Jika persamaan (2.8) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i)$ dan hasilnya disamadengankan nol maka diperoleh estimator parameter model *GWR* sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) &= \frac{\partial(\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon})}{\partial(\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i))} \\
 &= 0 - 2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = 0 \\
 &\quad \left[\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\
 &= \left[\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \\
 \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) &= \left[\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \quad (2.9)
 \end{aligned}$$

Misalkan \mathbf{x}_i adalah elemen baris ke- i dari matriks \mathbf{X} . Nilai estimasi untuk y pada lokasi pengamatan ke- i adalah sebagai berikut.

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

Untuk seluruh pengamatan dapat dituliskan dengan

$$\hat{\mathbf{y}} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n)^T = \mathbf{L} \mathbf{y}$$

dan

$$\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = (\hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2, \dots, \hat{\varepsilon}_n)^T = (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{y}$$

Dimana \mathbf{I} adalah matriks identitas berukuran $n \times n$ dan

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T \left(\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right)^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \\ \mathbf{x}_2^T \left(\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right)^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T \left(\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right)^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \end{bmatrix}$$

Maka, estimator pada persamaan (2.9) merupakan estimator tak bisa dan konsisten.

2.6 Model Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR)

Berdasarkan namanya model *GWOLR* merupakan perpaduan antara model *GWR* dan model regresi logistik ordinal. Menurut Zhudi, Saputro, dan Widyaningsih (2017), model *GWOLR* dapat mengakomodir pemodelan hubungan variabel respon berskala data ordinal dengan variabel prediktor yang parameternya dipengaruhi oleh lokasi di mana data tersebut diamati dan disimpulkan. Berdasarkan hal tersebut, maka model *GWOLR* dapat menjadi solusi dari pemodelan IPM yang mengakomodir aspek spasial. Pada variabel respon berskala data ordinal yang terdiri dari G buah kategori, maka model *GWOLR* untuk lokasi ke- i dapat dituliskan pada persamaan (2.10) berikut.

$$\log it \left[P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i) \right] = \alpha_g(u_i, v_i) + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \quad (2.10)$$

Dimana $g = 1, 2, \dots, G-1$ dan $i = 1, 2, \dots, n$.

Dengan $P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i)$ adalah peluang kumulatif kategori respon ke- g terhadap \mathbf{x}_i , $\{\alpha_g(u_i, v_i)\}$ merupakan sebuah parameter intersep yang memenuhi kondisi $\alpha_1(u_i, v_i) \leq \alpha_2(u_i, v_i) \leq \dots \leq \alpha_{G-1}(u_i, v_i)$, \mathbf{x}_i merupakan vektor dari variabel prediktor pada lokasi ke- i , dan $\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = [\beta_1(u_i, v_i) \quad \beta_2(u_i, v_i) \quad \dots \quad \beta_p(u_i, v_i)]^T$ adalah vektor koefisien regresi untuk lokasi ke- i , sementara (u_i, v_i) merupakan titik koordinat (*longitude, latitude*) pada lokasi ke- i .

Menurut Rifada dan Purhadi (2011), peluang kumulatif kategori respon ke- g terhadap \mathbf{x}_i dituliskan pada persamaan (2.11) berikut.

$$P(Y_i \leq g | \mathbf{x}_i) = \frac{\exp(\alpha_g(u_i, v_i) + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))}{1 + \exp(\alpha_g(u_i, v_i) + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))}, g = 1, 2, \dots, G-1 \quad (2.11)$$

Jika $\pi_g^*(\mathbf{x}_i) = P(Y_i = g | \mathbf{x}_i)$ merupakan peluang variabel respon pada lokasi ke- i dengan kategori ke- g terhadap \mathbf{x}_i , maka berdasarkan persamaan (2.11) diperoleh persamaan (2.12) berikut.

$$\pi_g^*(\mathbf{x}_i) = \frac{\exp(\alpha_g(u_i, v_i) + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))}{1 + \exp(\alpha_g(u_i, v_i) + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))} \quad (2.12)$$

$$\frac{\exp(\alpha_{g-1}(u_i, v_i) + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))}{1 + \exp(\alpha_{g-1}(u_i, v_i) + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))}$$

2.6.1 Estimasi Parameter Model GWOLR

Estimasi parameter pada model *GWOLR* adalah $\hat{\boldsymbol{\theta}}(u_i, v_i) = [\hat{\alpha}_1(u_i, v_i) \quad \hat{\alpha}_2(u_i, v_i) \quad \dots \quad \hat{\alpha}_{G-1}(u_i, v_i) \quad \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)]^T$ diperoleh dengan metode *Maximum Likelihood Estimation (MLE)* terboboti. Setelah itu, dibentuk fungsi *ln-likelihood* dengan melakukan transformasi *ln* pada fungsi *likelihood* dengan faktor pembobot (w_j) yang berupa letak geografis (Rifada & Purhadi, 2011). Estimasi parameter diperoleh dengan melakukan turunan parsial pertama persamaan terhadap fungsi *ln-likelihood* terboboti terhadap parameter yang akan diestimasi dan kemudian disamadengankan nol. Hasil dari turunan parsial pertama memiliki bentuk *nonlinear* sehingga iterasi dilakukan dengan metode *Newton Raphson* (Lailiyah & Purhadi, 2012).

Menurut Syifli (2015), algoritma untuk estimasi parameter *GWOLR* adalah sebagai berikut.

INPUT : Variabel Indikator y , X , u , v , dan pembobot $w_j(u_i, v_i)$ pada h optimal

OUTPUT : Solusi Penaksir parameter model *GWOLR*

1. Menentukan distribusi kategori variabel respon.
2. Membentuk fungsi *likelihood* dan melakukan transformasi *ln* serta menambahkan pembobot untuk setiap lokasi (u_i, v_i) .
3. Menentukan nilai awal untuk $\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(0)}(u_i, v_i)$ dengan menggunakan nilai $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ yang diperoleh dari model regresi logistik ordinal.
4. Membentuk vektor gradien \mathbf{q} .
5. Membentuk matriks *Hessian* \mathbf{H} .
6. Melakukan iterasi mulai dari $t=0$.
7. Jika $\|\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(t+1)}(u_i, v_i) - \hat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)}(u_i, v_i)\| \leq 0,001$ maka kekonvergenan tercapai. Jika belum konvergen Kembali lagi ke langkah (6) untuk iterasi $t = t + 1$.
8. Mendapatkan nilai $\hat{\boldsymbol{\theta}}(u_i, v_i)$ yang merupakan nilai $\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(t+1)}(u_i, v_i)$ yang konvergen pada iterasi ke- t .
9. Mengulang langkah (6) sampai (9) untuk $i = 1, 2, \dots, n$.

Prosedur iterasi tersebut diulang untuk setiap lokasi ke- i , sehingga akan diperoleh estimasi parameter lokal model *GWOLR*.

2.6.2 Uji Serentak

Menurut Desriwendi, Hoyyi, dan Wuryandari (2015), uji serentak dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter terhadap variabel respon secara bersama-sama pada model *GWOLR*. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_p(u_i, v_i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

(seluruh parameter pada model *GWOLR* tidak memberi pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon)

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$$

(terdapat parameter pada model *GWOLR* yang memberi pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon)

Tingkat signifikansi: α

Statistik Uji:

$$G^2 = -2 \left(\sum_{i=1}^n \sum_{g=1}^G y_{ig} \ln \left[\frac{\sum_{j=1}^n y_{jg} w_j(u_i, v_i)}{\sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i)} \right] - \sum_{i=1}^n \sum_{g=1}^G y_{ig} \ln [\hat{\pi}_g^*(x_i)] \right)$$

Tolak H_0 jika $G^2 > \chi^2_{(\alpha; df)}$. Dengan $df = n - \text{trace}(S)$.

2.6.3 Uji Parsial

Menurut Rifada dan Puhadi (2011), uji parsial dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter terhadap variabel respon secara individu pada model *GWOLR*. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \text{ dan } k = 1, 2, \dots, p$$

(parameter ke- k pada model *GWOLR* tidak memberi pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon)

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$$

(parameter ke- k pada model *GWOLR* memberi pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon)

Tingkat signifikansi: α

Statistik Uji:

$$Z_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{SE(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))}$$

Dimana $\hat{\beta}_k(u_i, v_i)$ adalah estimator parameter $\beta_k(u_i, v_i)$ dan $\hat{\beta}_k(u_i, v_i)$ merupakan nilai standar *error* yang diperoleh dari perhitungan $SE(\hat{\beta}_k(u_i, v_i)) = \sqrt{\hat{V}\hat{a}r(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))}$. Tolak H_0 jika $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$.

2.7 Pemilihan Pembobot

Pada model *GWOLR* diperlukan suatu pembobot sebagai nilai yang mewakili lokasi pengamatan data. Pembobotan pada model *GWOLR* dapat menggunakan beberapa metode yang berbeda. Menurut Fotheringham, Brundson, dan Charlton (2002), salah satu fungsi yang dapat digunakan dalam pembobotan adalah fungsi *kernel* (*kernel function*). Menurut Lailiyah & Purhadi (2012), fungsi *kernel* digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model *GWOLR* jika fungsi jarak (w_j) adalah fungsi yang kontinu dan monoton turun. Pembobot yang terbentuk dengan menggunakan fungsi *kernel* ini adalah fungsi jarak *Gaussian* (*Gaussian Distance Function*), fungsi *Exponential*, fungsi *Bisquare*, dan fungsi *Tricube*. Masing-masing fungsi pembobot dapat ditulis sebagai berikut.

1. *Gaussian*

$$w_j(u_i, v_i) = \phi(d_{ij}/\sigma h)$$

2. *Exponential*

$$w_j(u_i, v_i) = \sqrt{\exp\left(-(d_{ij}/h)^2\right)}$$

3. *Bisquare*

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - (d_{ij}/h)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases}$$

4. *Tricube*

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - (d_{ij}/h)^3\right)^3, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases}$$

Dimana ϕ adalah densitas normal standar dan σ adalah simpangan baku dari vektor jarak d_{ij} . $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$ adalah jarak *eucliden* antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_j, v_j) dan h adalah parameter non negatif yang diketahui dan biasanya disebut parameter penghalus (*bandwidth*).

Ada beberapa metode yang digunakan untuk memilih *bandwidth* optimum, salah satu diantaranya adalah metode *Cross Validation (CV)* yang dapat dituliskan sebagai berikut (Rochmah & Ratnasari, 2019).

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n \sum_{g=1}^G (y_{\neq i, g} - \hat{\pi}_{\neq i, g}(h))^2 \quad (2.13)$$

Dimana $y_{\neq i, g}$ adalah variabel indikator dimana pengamatan di lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dari proses penaksiran, sehingga $y_{\neq i, g} = 1$ jika pengamatan di lokasi (u_i, v_i) mempunyai kategori g dan 0 untuk yang lain. $\hat{\pi}_{\neq i, g}(h)$ adalah nilai estimasi peluang pengamatan di lokasi (u_i, v_i) mempunyai kategori g . Untuk mendapatkan nilai h yang optimum diperoleh dari nilai h yang menghasilkan nilai *CV* yang minimum pada persamaan (2.13).

2.8 Pemilihan Model Terbaik

Terdapat beberapa metode yang digunakan dalam pemilihan model terbaik, salah satunya adalah *Akaike Information Criterion (AIC)*. *AIC* didefinisikan sebagai kriteria kesesuaian model dalam mengestimasi model secara statistik. *AIC* berguna untuk mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap model yang dirumuskan sebagai berikut.

$$AIC = D(h) + 2k \quad (2.14)$$

Dimana $D(h)$ adalah nilai devians model dengan bandwidth h dan k adalah jumlah parameter dalam model. Berdasarkan persamaan

(2.12), model terbaik adalah model dengan nilai *AIC* terkecil (Fotheringham, Brundson, & Charlton, 2002).

2.9 Deteksi Multikolinieritas

Multikolinieritas adalah kondisi dimana terdapat hubungan linear antara semua atau beberapa variabel prediktor. Multikolinieritas harus dihindari karena menyebabkan penaksir koefisien yang seharusnya signifikan menjadi tidak signifikan. Hal ini disebabkan oleh standar *error* yang dihasilkan cenderung semakin besar sehingga selang kepercayaan juga semakin besar yang menyebabkan probabilitas untuk gagal tolak H_0 semakin tinggi. Multikolinieritas dapat dideteksi menggunakan nilai *Variance Inflation Factors* (*VIF*) yang dirumuskan sebagai berikut.

$$VIF_k = \frac{1}{1 - R_k^2}$$

Dimana R_k^2 adalah koefisien determinasi dari variabel prediktor x_k yang diregresikan terhadap variabel prediktor lainnya. jika nilai $VIF \leq 10$, tidak terdapat multikolinieritas. Sebaliknya jika nilai $VIF > 10$ maka terjadi multikolinieritas (Gujarati, 2004).

2.10 Uji Autokorelasi Spasial

Autokorelasi adalah suatu keadaan dimana terdapat korelasi di antara anggota observasi yang diurut berdasarkan waktu (seperti data *cross-section*), atau korelasi pada dirinya sendiri (Gujarati, 2004). Autokorelasi yang terjadi pada data spasial disebut autokorelasi spasial (*spatial correlation*) yang merupakan salah satu pengaruh spasial (*spatial effects*). Statistik uji yang digunakan dalam menguji autokorelasi spasial dengan menggunakan uji statistik Moran's I.

Pengujian Moran's I digunakan untuk autokorelasi spasial global untuk data kontinu. Pengujian Moran's I bertujuan untuk menguji residual dari model regresi untuk melihat ada atau tidaknya dependensi spasial atau autokorelasi antar amatan atau lokasi. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

H_0 : tidak ada autokorelasi antar lokasi

H_1 : terdapat autokorelasi antar lokasi

Tingkat signifikansi: α

Statistik Uji:

$$Z_{hit} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \approx N(0,1)$$

Dengan

$$E(I) = -\frac{1}{n-1} \quad \text{dan} \quad Var(I) = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2}{(n^2 - 1) S_0^2} - [E(I)]^2$$

Dengan

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}, \quad S_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (w_{ij} + w_{ji})^2, \quad \text{dan} \quad S_2 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} + \sum_{j=1}^n w_{ji} \right)^2$$

Dimana nilai Moran's I:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Tolak H_0 atau terdapat autokorelasi jika $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$. Nilai dari indeks Moran's I berada pada *range* antara -1 sampai dengan 1. Jika $I > E(I)$, data memiliki autokorelasi positif. Sebaliknya, jika $I < E(I)$, data memiliki autokorelasi negatif (Wong & Lee, 2001).

2.11 Interpretasi Model

Menurut Hosmer & Lemeshow (1995), interpretasi model dilakukan setelah didapatkan model terbaik. Interpretasi model logit dibedakan berdasarkan jenis variabel prediktornya. Interpretasi dari model dapat diuraikan sebagai berikut.

1. Variabel prediktor kategorik

Untuk variabel yang bersifat kategorik maka model yang digunakan *odds ratio*. Pada variabel prediktor dengan G buah kategori dimana $g = 1, 2, \dots, G-1$. Misal dibandingkan 2 kategori dengan masing-masing kategori dinotasikan sebagai $x = a$ dan $x = b$ dimana kategori b dibandingkan dengan kategori a , maka *odds ratio* yang diperoleh adalah sebagai berikut.

$$\psi = \frac{\left[\frac{P(Y \leq g | x = b)}{P(Y > g | x = b)} \right]}{\left[\frac{P(Y \leq g | x = a)}{P(Y > g | x = a)} \right]} = \frac{\exp(\alpha_g + \beta_a(b))}{\exp(\alpha_g + \beta_a(a))}$$

$$\psi = \exp\left[(\alpha_g + 2\beta_a) - (\alpha_g + \beta_a)\right]$$

$$\psi = \exp(\beta_a)$$

Sehingga

$$\ln(\psi) = \ln(\exp(\beta_a)) = \beta_a \quad (2.15)$$

Interpretasi dari persamaan (2.16) adalah peluang suatu respon memiliki kategori lebih kecil atau sama dengan kategori ke- g dibandingkan dengan suatu respon yang memiliki kategori lebih besar dari kategori ke- g pada kategori $x = b$ adalah sebesar $\exp(\beta_a)$ kali dibandingkan pada kategori $x = a$.

2. Variabel prediktor kontinu

Untuk variabel prediktor yang bersifat kontinu maka interpretasi dari koefisien model bergantung pada unit variabel prediktor yang masuk dalam model tersebut. Misal fungsi $g(x) = \alpha + \beta_1 x$, maka perubahan satu unit pada variabel prediktor x akan memberikan perubahan pada variabel respon kategori ke- g sebesar e^{β_1} .

2.12 Ketepatan Klasifikasi

Menurut Johnson dan Wichern (2007), salah satu cara penting dalam penilaian dalam prosedur untuk mengklasifikasikan suatu objek adalah dengan menghitung taraf dari *error*. *APER* (*Apparent Error Rate*) merupakan suatu nilai yang digunakan untuk melihat peluang kesalahan dalam mengklasifikasikan objek, dengan perhitungan sebagai berikut.

Tabel 2.1 Perhitungan Ketepatan Klasifikasi

Observasi	Prediksi		Total
	π_1	π_2	
π_1	n_{1C}	$n_{1M} = n_1 - n_{1C}$	n_1
π_2	$n_{2M} = n_2 - n_{2C}$	n_{2C}	n_2

Kemudian dirumuskan dalam persamaan (2.16) berikut.

$$APER = \frac{n_{1M} + n_{2M}}{n_1 + n_2} \times 100\% \quad (2.16)$$

n_{1C} = Nilai dari objek π_1 yang benar diklasifikasikan sebagai objek π_1 .

n_{1M} = Nilai dari objek π_1 yang salah diklasifikasikan sebagai objek π_2 .

n_{2C} = Nilai dari objek π_2 yang benar diklasifikasikan sebagai objek π_2 .

n_{2M} = Nilai dari objek π_2 yang salah diklasifikasikan sebagai objek π_1 .

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bagian ini akan dibahas tentang sumber data yang digunakan, kemudian variabel penelitian, definisi operasional variabel, dan satuan variabel. Selain itu juga dibahas mengenai struktur data, langkah analisis beserta diagram alir.

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data sekunder yang berasal dari BPS yang dapat diakses melalui <https://www.bps.go.id/> berupa data publikasi Statistik Indonesia 2021 dan Google Maps untuk letak geografis. Unit yang diteliti adalah Provinsi di seluruh Indonesia yang berjumlah 34 Provinsi.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini adalah kategori IPM. IPM dapat dikategorikan ke dalam 4 kategori; yaitu “Sangat Tinggi” untuk $IPM \geq 80$, “Tinggi” untuk $70 \leq IPM < 80$, “Sedang” untuk $60 \leq IPM < 70$, dan “Rendah” untuk $IPM < 60$ (BPS, 2021). Variabel prediktor merupakan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi IPM. Tabel 3.1 menampilkan variabel penelitian yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Skala Pengukuran
Y	Kategori IPM	Ordinal
Dimensi Umur Panjang dan Hidup Sehat		
x	Angka Kesakitan	Rasio
Dimensi Pengetahuan		
X_2	Rasio Sekolah dan Murid SMA	Rasio
X_3	Rasio Guru dan Murid SMA	Rasio
Dimensi Kehidupan Yang Layak		
X_4	Persentase Penduduk Miskin	Rasio
X_5	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja	Rasio
X_6	Kepadatan Penduduk	Rasio

Tabel 3.1 Variabel Penelitian (*lanjutan*)

Variabel	Keterangan	Skala Pengukuran
Lokasi		
u_i	Garis Bujur	Interval
v_i	Garis Lintang	Interval

Definisi operasional dan satuan variabel disajikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Definisi Operasional Variabel dan Satuan Variabel

Variabel	Definisi Operasional	Satuan
Kategori IPM (Y)	Kategori IPM adalah hasil pengkategorian indeks komposit yang mengukur pembangunan manusia dari tiga aspek dasar yaitu umur Panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan kehidupan yang layak (BPS, 2021).	1. Rendah 2. Sedang 3. Tinggi 4. Sangat Tinggi
Dimensi Umur Panjang dan Hidup Sehat		
Angka Kesakitan (X_1)	Persentase penduduk yang mempunyai keluhan kesehatan selama sebulan terakhir berupa gangguan kondisi fisik maupun jiwa, dan hal lain yang menyebabkan terganggunya kegiatan sehari-hari (BPS, 2021).	%
Dimensi Pengetahuan		
Rasio Sekolah dan Murid SMA (X_2)	Perbandingan jumlah murid dengan jumlah sekolah pada jenjang pendidikan SMA (BPS, 2021).	Murid/Sekolah
Rasio Guru dan Murid SMA (X_3)	Perbandingan antara jumlah murid dengan jumlah guru pada jenjang pendidikan SMA (BPS, 2021).	Murid/Guru
Dimensi Kehidupan Yang Layak		
Persentase Penduduk Miskin (X_4)	Persentase penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah Garis Kemiskinan (BPS, 2021).	%

Tabel 3.2 Definisi Operasional Variabel dan Satuan Variabel (*lanjutan*)

Variabel	Definisi Operasional	Satuan
Dimensi Kehidupan Yang Layak		
Tingkat		
Partisipasi Angkatan Kerja (X_5)	Persentase penduduk usia 15 tahun keatas yang merupakan angkatan kerja (BPS, 2021).	%
Kepadatan Penduduk (X_6)	Ukuran persebaran penduduk yang menunjukkan jumlah penduduk untuk setiap kilometer persegi luas wilayah (BPS, 2021).	Penduduk/ KM^2
Lokasi		
Garis Bujur (u_i)	Garis bujur adalah garis yang membagi bumi secara vertikal dimana Greenwich, Inggris (0°) menjadi titik tengahnya (Atmaningsih, 2011).	Derajat Bujur Timur
Garis Lintang (v_i)	Garis lintang adalah garis yang membagi bumi secara horizontal dimana garis khatulistiwa (0°) menjadi titik tengahnya (Atmaningsih, 2011).	Derajat Lintang Utara atau Lintang Selatan

3.3 Struktur Data

Struktur data yang digunakan pada penelitian ini disajikan pada Tabel 3.3 berikut.

Tabel 3.3 Struktur Data

Provinsi		Y	X_1	X_2	...	X_p
i	(u_i, v_i)					
1	(u_1, v_1)	y_1	x_{11}	x_{12}	...	x_{1p}
2	(u_2, v_2)	y_2	x_{21}	x_{22}	...	x_{2p}
3	(u_3, v_3)	y_3	x_{31}	x_{32}	...	x_{3p}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
n	(u_n, v_n)	y_n	x_{n1}	x_{n2}	...	x_{np}

3.4 Langkah Analisis

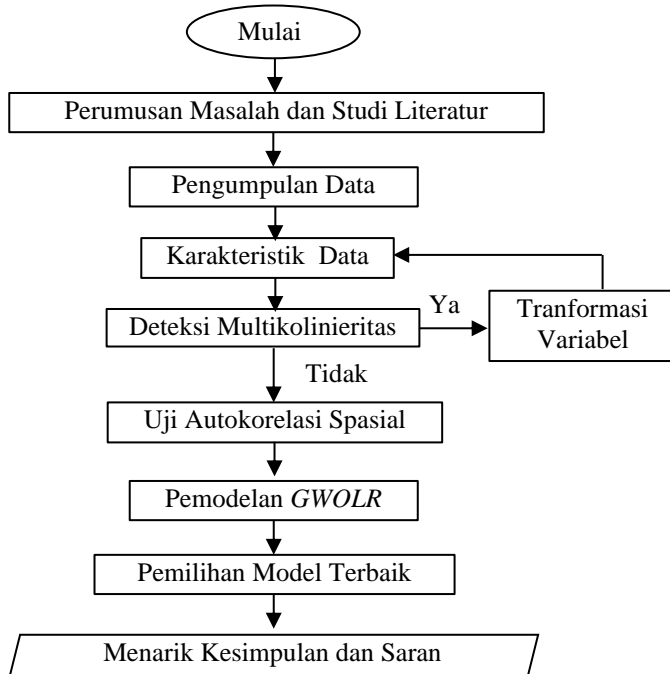
Langkah analisis yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan data untuk mengetahui karakteristik Kategori IPM di Indonesia beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya menggunakan statistika deskriptif dan peta tematik.
2. Memeriksa multikolinieritas antar variabel-variabel prediktor dengan menggunakan nilai VIF.
3. Menguji autokorelasi spasial antar lokasi w_{ij} dengan uji Moran's I.
4. Menyusun model *GWOLR* dengan langkah berikut.
 - a. Menentukan u_i dan v_i berdasarkan garis Bujur dan garis Lintang untuk setiap kantor pemerintahan (Kantor Gubernur) masing-masing Provinsi di Indonesia.
 - b. Menghitung jarak *euclidian* antara lokasi ke- i yang terletak pada koordinat (u_i, v_i) terhadap lokasi ke- j yang terletak pada koordinat (u_j, v_j) .
 - c. Menentukan *bandwidth* optimum menggunakan metode *cross validation* (CV).
 - d. Menghitung matriks pembobot $w_j(u_i, v_i)$ dengan memasukkan jarak *euclidian* dan nilai *bandwidth* optimum dimana $j = 1, 2, 3, \dots, 34$ sehingga setiap lokasi ke- i akan mempunyai pembobot sejumlah 34 buah.
 - e. Mendapatkan penaksiran parameter model *GWOLR*.
 - f. Melakukan pengujian parameter model *GWOLR* secara keseluruhan.
 - g. Melakukan pemilihan model *GWOLR* terbaik.
 - h. Melakukan pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara keseluruhan dan individu.

5. Menarik kesimpulan dan saran.

3.5 Diagram Alir

Diagram alir penelitian ini disajikan pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada analisis dan pembahasan akan dibahas beberapa hal untuk menjawab rumusan masalah dalam penelitian ini, yaitu mengenai karakteristik kategori Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Indonesia beserta faktor-faktor yang diduga mempengaruhi menggunakan statistika deskriptif dan pemodelan kategori IPM di Indonesia menggunakan metode *geographically weighted ordinal logistic regression (GWOLR)* hingga diperoleh model terbaik. Bagian awal akan disajikan statistika deskriptif dari kategori IPM di Indonesia dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi.

4.1 Statistika Deskriptif Kategori IPM di Indonesia dan Faktor-Faktor yang diduga Mempengaruhi

Sebagaimana dijelaskan pada sub bab 3.1 dan 3.2 bahwa penelitian ini menggunakan data kategori IPM pada 34 Provinsi di Indonesia dengan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi (Lampiran 2 dan Lampiran 3). Berikut ini merupakan hasil analisis statistika deskriptif pada data kategori IPM di Indonesia pada tahun 2020 dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Variabel Prediktor

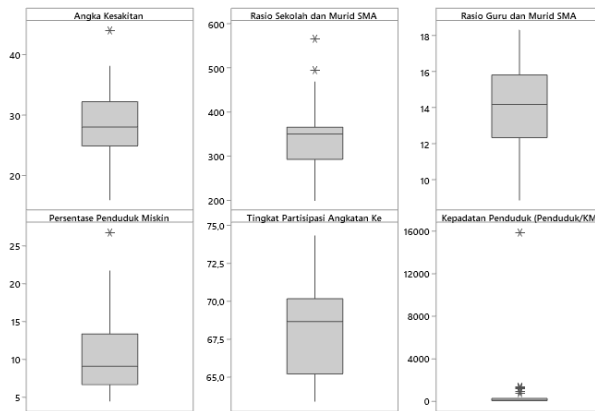
Variabel	Mean	Varians	Min	Maks
Angka Kesakitan (X_1)	28,10	38,81	15,97	44,00
Rasio Sekolah dan Murid SMA (X_2)	348,50	5892,30	200,50	565,80
Rasio Guru dan Murid SMA (X_3)	14,07	4,13	8,89	18,26
Persentase Penduduk Miskin (X_4)	10,81	29,30	4,45	26,80

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Variabel Prediktor (*lanjutan*)

Variabel	Mean	Varians	Min	Maks
Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X_5)	68,04	8,48	63,40	74,32
Kepadatan Penduduk (X_6)	739,00	7338488,00	9,00	15907,00

Berdasarkan Tabel 4.1 diperoleh informasi bahwa tingkat partisipasi angkatan kerja memiliki nilai minimum 63,4 % yang berarti sebanyak 63,4% penduduk yang berusia 15 tahun keatas merupakan angkatan kerja. Persentase penduduk miskin pada data yang digunakan, maksimum sebesar 26,8%. Rasio guru dan murid SMA pada Provinsi di Indonesia memiliki rata-rata sebesar 14,07 murid/guru. Hal tersebut berarti setiap guru SMA mengajar sebanyak 14 murid SMA. Angka kesakitan memiliki nilai maksimum sebesar 44% yang menunjukkan bahwa hampir setengah dari banyaknya penduduk yang mempunyai keluhan kesehatan selama sebulan terakhir berupa gangguan kondisi fisik maupun jiwa, dan hal lain yang menyebabkan terganggunya kegiatan sehari-hari dibandingkan jumlah penduduknya. Variabel prediktor yang digunakan pada penelitian ini sangat beragam dan mengandung nilai-nilai outlier yang ditunjukkan melalui boxplot berikut.

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat terlihat pada variabel angka kesakitan, rasio sekolah dan murid SMA, persentase penduduk, dan kepadatan penduduk terdapat *outlier*. Variabel dengan jumlah *outlier* terbanyak adalah variabel kepadatan penduduk. *Outlier* pada data kepadatan penduduk terdapat *outlier* dengan nilai mendekati 16000 penduduk perkilometer persegi. Nilai tersebut sangat jauh jika dibandingkan dengan data lainnya yang memiliki nilai rata-rata berada pada *range* 0 sampai 4000 penduduk perkilometer persegi.



Gambar 4.1 *Boxplot* Variabel Prediktor.

Persebaran data berdasarkan Provinsi dari setiap variabel penelitian ditampilkan dalam bentuk tabel dan peta, hal ini dilakukan dengan tujuan agar persebaran data dari setiap variabel dapat diketahui dengan mudah. Metode yang digunakan dalam pembuatan peta tematik adalah metode *Natural Breaks* yang terbagi dalam 3 kelompok untuk variabel angka kesakitan, rasio sekolah dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, persentase penduduk miskin, dan tingkat partisipasi angkatan kerja dengan pembagian yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Untuk variabel kepadatan penduduk dibagi menjadi 5 kelompok yaitu sangat rendah, rendah, sedang, tinggi, dan sangat tinggi dengan langkah-langkah dijelaskan pada sub bab 2.2. Pembuatan peta tematik pada 34 Provinsi di Indonesia berdasarkan kategori IPM bertujuan untuk memisahkan wilayah mana saja yang memiliki karakteristik kategori IPM, angka kesakitan, rasio sekolah dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, persentase penduduk miskin, tingkat partisipasi angkatan kerja (TPAK), dan kepadatan penduduk yang berbeda.

4.1.1 Kategori IPM

Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan kategori IPM dibagi menjadi 4 kategori. Kategori tersebut meliputi sangat

rendah, sedang, tinggi, dan sangat tinggi. Namun, pada kategori IPM tidak terdapat data dengan kategori rendah. Berikut ini adalah distribusi frekuensi dan pemetaan kategori IPM di Indonesia tahun 2020.

Tabel 4.2 Distribusi Frekuensi Kategori IPM

Kategori IPM	Jumlah Provinsi	Persentase
Sedang	11	32,35
Tinggi	22	64,71
Sangat Tinggi	1	2,94
Total	34	100



Gambar 4.2 Persebaran Kategori IPM Menurut Provinsi di Indonesia.

Tabel 4.2 dan Gambar 4.2 menunjukkan bahwa variabel kategori IPM sudah tidak terdapat data dengan kategori rendah pada tahun 2020. Hal tersebut menunjukkan keberhasilan pemerintah dalam perbaikan pembangunan manusia di Indonesia. Untuk IPM dengan kategori sedang memiliki jumlah sebanyak 11 Provinsi dengan persentase sebesar 32,35%, sedangkan untuk IPM kategori tinggi memiliki jumlah 2 kali lebih besar dibandingkan dengan IPM kategori sedang yaitu 22 Provinsi dengan persentase sebesar 64,71%. Provinsi DKI Jakarta menjadi satu-satunya Provinsi dengan kategori IPM Sangat Tinggi. Mayoritas wilayah Pulau Sumatera memiliki IPM kategori tinggi, hanya terdapat 1 Provinsi dengan IPM kategori sedang yaitu Provinsi Lampung. Mayoritas wilayah Pulau Jawa memiliki IPM kategori tinggi, hanya terdapat 1 Provinsi dengan IPM kategori sangat tinggi yaitu Provinsi DKI Jakarta. Mayoritas wilayah Pulau Kalimantan

memiliki IPM kategori tinggi, hanya terdapat 1 Provinsi dengan IPM kategori sedang yaitu Provinsi Kalimantan Barat. Hampir setengah dari wilayah Pulau Sulawesi memiliki IPM kategori sedang, selain itu Provinsi sisanya memiliki kategori sedang.

4.1.2 Angka Kesakitan

Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan angka kesakitan dibagi menjadi 3 kategori. Kategori tersebut meliputi rendah ($>15,97-22,65$ %), sedang ($>22,65-30,23$ %), dan tinggi ($>30,23-44,00$ %). Berikut ini adalah distribusi frekuensi dan pemetaan angka kesakitan di Indonesia tahun 2020.

Tabel 4.3 Distribusi Frekuensi Angka Kesakitan

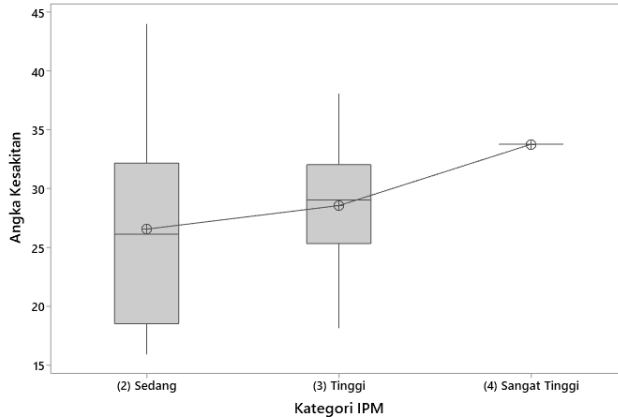
Angka Kesakitan	Jumlah Provinsi	Persentase
Rendah	7	20,59
Sedang	14	41,18
Tinggi	13	38,23
Total	34	100



Gambar 4.3 Persebaran Angka Kesakitan Menurut Provinsi di Indonesia.

Tabel 4.3 dan Gambar 4.3 menunjukkan bahwa angka kesakitan dengan kategori rendah memiliki jumlah sebanyak 7 Provinsi dengan persentase sebesar 20,59%, sedangkan untuk angka kesakitan dengan kategori sedang dan tinggi memiliki jumlah yang hampir sama dengan persentase masing-masing 41,18% dan 38,23%. Angka kesakitan dengan kategori tinggi terpusat pada Pulau Jawa, Bali, dan Nusa Tenggara. Jika dibandingkan dengan Provinsi di Indonesia bagian timur angka

kesakitannya masuk ke dalam kategori rendah. Hal tersebut menunjukkan tidak meratanya sebaran angka kesakitan pada Provinsi di Indonesia. Akan tetapi, mayoritas Provinsi di Indonesia memiliki kategori angka kesakitan sedang.



Gambar 4.4 *Boxplot* Angka Kesakitan Berdasarkan Kategori IPM.

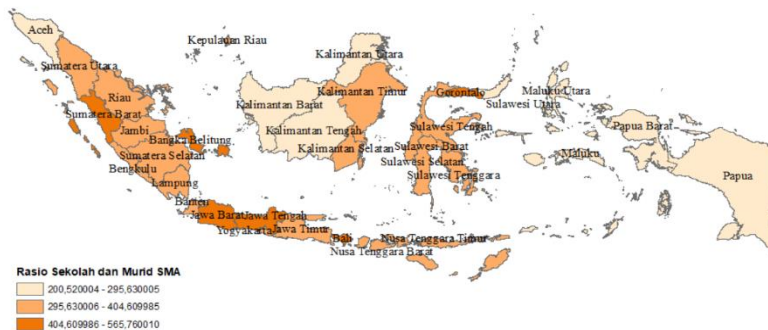
Berdasarkan Gambar 4.4, semakin meningkatnya kategori IPM yaitu sedang ke tinggi dan tinggi ke sangat tinggi juga semakin tinggi rata-rata angka kesakitan. Range angka kesakitan paling tinggi berada pada kategori sedang. Hal tersebut dikarenakan angka kesakitan paling minimum dan maksimum berada pada kategori IPM sedang.

4.1.3 Rasio Sekolah dan Murid SMA

Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan rasio sekolah dan murid SMA dibagi menjadi 3 kategori yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Berikut ini adalah pemetaan rasio sekolah dan murid SMA di Indonesia tahun 2020.

Tabel 4.4 Distribusi Frekuensi Rasio Sekolah dan Murid SMA

Rasio Sekolah dan Murid SMA	Jumlah Provinsi	Persentase
Rendah	9	26,47
Sedang	19	55,88
Tinggi	6	17,65
Total	34	100

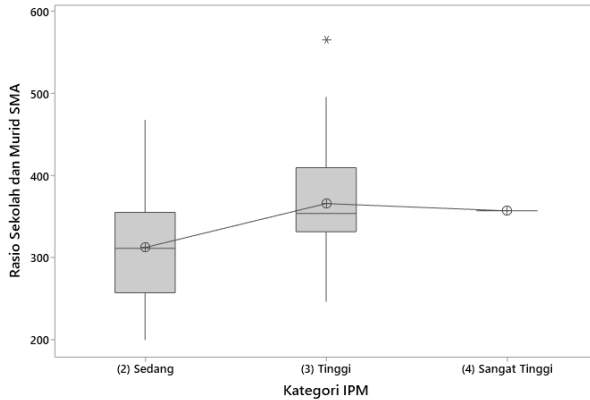


Gambar 4.5 Persebaran Rasio Sekolah dan Murid SMA Menurut Provinsi di Indonesia.

Berdasarkan Tabel 4.4 dan Gambar 4.5, Provinsi di Indonesia dengan rasio sekolah dan murid SMA kategori sedang memiliki persentase paling tinggi yaitu 55,88% dengan jumlah 19 Provinsi. Seluruh wilayah di Pulau Papua, Kepulauan Maluku, Provinsi Sulawesi Utara, Mayoritas Provinsi di Pulau Kalimantan, dan Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam memiliki rasio sekolah dan murid SMA dengan kategori rendah, yang berarti pada wilayah tersebut jumlah murid SMA dalam setiap sekolah termasuk rendah jika dibanding dengan wilayah lain. Pada sebagian Provinsi di Pulau Jawa, Provinsi Bali, Provinsi Gorontalo, Provinsi Bangka Belitung, dan Provinsi Sumatera Barat memiliki rasio sekolah dan murid SMA dengan kategori tinggi, yang berarti pada wilayah tersebut jumlah murid SMA dalam setiap sekolah termasuk tinggi jika dibanding dengan wilayah lain.

Berdasarkan Gambar 4.6, terdapat data *outlier* pada rasio sekolah dan murid SMA kategori IPM tinggi. *Outlier* tersebut merupakan nilai maksimum pada data rasio sekolah dan murid SMA yang berada pada Provinsi Bali. Hal tersebut mungkin disebabkan oleh tidak meratanya pembangunan sekolah di Provinsi Bali. Semakin meningkatnya kategori IPM yaitu sedang ke tinggi dan tinggi ke sangat tinggi juga semakin tinggi nilai tengah rasio sekolah dan murid SMA. Tetapi hal tersebut tidak sejalan dengan

rata-rata rasio sekolah dan murid SMA dikarenakan adanya *outlier* pada rasio sekolah dan murid SMA kategori Tinggi.



Gambar 4.6 *Boxplot* Rasio Sekolah dan Murid SMA Berdasarkan Kategori IPM.

4.1.4 Rasio Guru dan Murid SMA

Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan rasio guru dan murid SMA dibagi menjadi 3 kategori. Kategori tersebut meliputi rendah ($>8,89-12,36$ Murid/Guru), sedang ($>12,36-14,67$ Murid/Guru), dan tinggi ($>14,67-18,26$ Murid/Guru). Berikut ini adalah pemetaan rasio guru dan murid SMA di Indonesia tahun 2020.

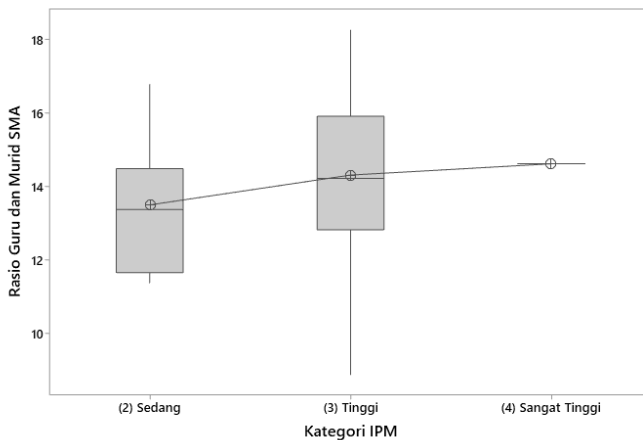


Gambar 4.7 Persebaran Rasio Guru dan Murid SMA Menurut Provinsi di Indonesia.

Tabel 4.5 Distribusi Frekuensi Rasio Guru dan Murid SMA

Rasio Guru dan Murid SMA	Jumlah Provinsi	Persentase
Rendah	9	26,47
Sedang	14	41,18
Tinggi	11	32,35
Total	34	100

Gambar 4.7 dan Tabel 4.5 menunjukkan bahwa rasio guru dan murid SMA dengan kategori sedang menjadi kategori dengan jumlah terbanyak yaitu 14 Provinsi. Seluruh Provinsi di Pulau Jawa memiliki rasio guru dan murid SMA dengan kategori tinggi, yang berarti pada wilayah tersebut perbandingan antara jumlah murid dengan jumlah guru pada jenjang pendidikan SMA termasuk tinggi jika dibanding dengan wilayah lain. Tingginya hal tersebut perlu diatasi dengan menambah jumlah guru pada wilayah tersebut. Untuk Provinsi di Indonesia pada bagian Timur masuk ke dalam kategori rendah dan sedang.

**Gambar 4.8** Boxplot Rasio Guru dan Murid SMA Berdasarkan Kategori IPM.

Berdasarkan Gambar 4.8, semakin meningkatnya kategori IPM yaitu sedang ke tinggi dan tinggi ke sangat tinggi juga semakin tinggi rata-rata rasio guru dan murid SMA. Range rasio guru dan murid SMA paling tinggi berada pada kategori tinggi. Hal

tersebut dikarenakan rasio guru dan murid SMA paling minimum dan maksimum berada pada kategori IPM tinggi.

4.1.5 Persentase Penduduk Miskin

Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan persentase penduduk miskin dibagi menjadi 3 kategori. Kategori tersebut meliputi rendah ($>4,45-9,14\%$), sedang ($>9,14-15,59\%$), dan tinggi ($>15,59-26,80\%$). Berikut ini adalah pemetaan persentase penduduk miskin di Indonesia tahun 2020.

Tabel 4.6 Distribusi Frekuensi Persentase Penduduk Miskin

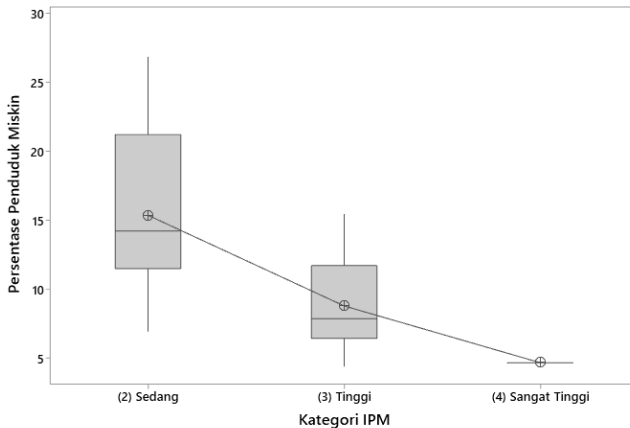
Persentase Penduduk Miskin	Jumlah Provinsi	Persentase
Rendah	18	52,94
Sedang	12	35,29
Tinggi	4	11,77
Total	34	100



Gambar 4.9 Persebaran Persentase Penduduk Miskin Menurut Provinsi di Indonesia.

Tabel 4.6 dan Gambar 4.9 menunjukkan bahwa lebih dari 50% Provinsi di Indonesia masuk ke dalam persentase penduduk miskin kategori rendah dengan jumlah 18 Provinsi. Provinsi Maluku Utara, Provinsi Sulawesi Utara, Provinsi Sulawesi Selatan, Seluruh Provinsi di Pulau Kalimantan, Provinsi Bali, Sebagian Provinsi di Pulau Jawa, Provinsi Bangka Belitung, Provinsi Kepulauan Riau, dan sebagian Provinsi di Pulau Sumatera memiliki persentase penduduk miskin dengan kategori rendah, yang berarti pada wilayah tersebut penduduk yang memiliki

pengeluaran dibawah garis kemiskinan dibandingkan dengan jumlah penduduknya termasuk rendah. Hal tersebut berbeda dengan Provinsi di wilayah lainnya. Dapat diartikan bahwa sebaran persentase penduduk miskin tidak merata pada Provinsi di Indonesia.



Gambar 4.10 *Boxplot* Persentase Penduduk Miskin Berdasarkan Kategori IPM.

Berdasarkan Gambar 4.10, semakin menurunnya kategori IPM yaitu sedang ke tinggi dan tinggi ke sangat tinggi juga semakin turunnya rata-rata persentase penduduk miskin. Hal ini mungkin disebabkan oleh semakin rendahnya persentase penduduk miskin maka semakin tingginya kategori IPM. Nilai rata-rata persentase penduduk miskin pada kategori IPM sedang dan tinggi lebih tinggi daripada nilai mediannya. Hal tersebut menunjukkan bahwa data persentase penduduk miskin memiliki bentuk distribusi condong ke kanan.

4.1.6 Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK)

Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan TPAK dibagi menjadi 3 kategori. Kategori tersebut meliputi rendah (>63,40-66,89 %), sedang (>66,89-70,45 %), dan tinggi (>70,45-74,32 %). Berikut ini adalah pemetaan TPAK di Indonesia tahun 2020.

Tabel 4.7 Distribusi Frekuensi Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja

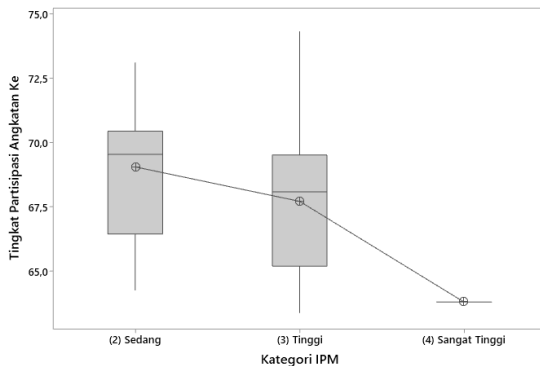
TPAK	Jumlah Provinsi	Persentase
Rendah	13	38,23
Sedang	15	44,12
Tinggi	6	17,65
Total	34	100

**Gambar 4.11** Persebaran TPAK Menurut Provinsi di Indonesia.

Berdasarkan Tabel 4.7 dan Gambar 4.11, TPAK dengan kategori tinggi berjumlah 6 Provinsi dengan persentase 17,65%. Hampir setengah Provinsi di Indonesia memiliki TPAK dengan kategori sedang dengan jumlah 15 Provinsi. Terdapat beberapa Provinsi dengan kategori TPAK rendah yaitu Provinsi Provinsi Papua, Provinsi Nusa Tenggara Timur, Provinsi Bali, dan Provinsi Bengkulu. Hal tersebut berarti pada wilayah tersebut perbandingan penduduk usia 15 tahun keatas yang merupakan angkatan kerja dibandingkan dengan seluruh penduduk usia 15 tahun termasuk tinggi jika dibanding dengan wilayah lain. Hal tersebut kemungkinan terjadi karena kurangnya lapangan kerja atau kurangnya keterampilan penduduk usia 15 tahun keatas pada Provinsi tersebut.

Berdasarkan Gambar 4.12, semakin menurunnya kategori IPM yaitu sedang ke tinggi dan tinggi ke sangat tinggi juga semakin turunnya rata-rata TPAK. Hal ini mungkin disebabkan oleh semakin rendahnya TPAK maka semakin tingginya kategori IPM. Nilai rata-rata TPAK pada kategori IPM sedang dan tinggi lebih rendah daripada nilai mediannya. Hal tersebut menunjukkan bahwa data TPAK memiliki bentuk distribusi condong ke kiri.

Range TPAK paling tinggi berada pada kategori tinggi. Hal tersebut dikarenakan TPAK paling minimum dan maksimum berada pada kategori IPM tinggi.



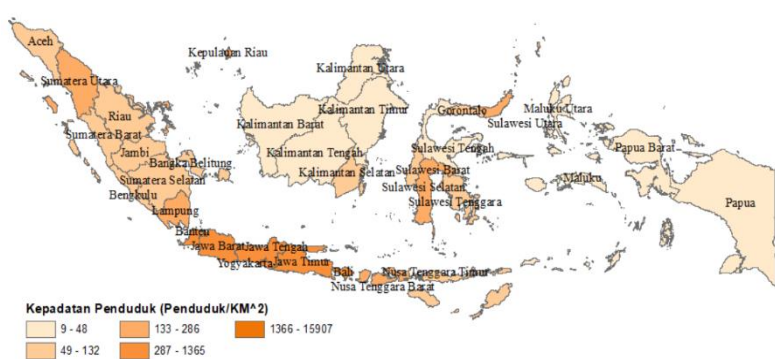
Gambar 4.12 *Boxplot* TPAK Berdasarkan Kategori IPM.

4.1.7 Kepadatan Penduduk

Pengelompokan 34 Provinsi di Indonesia berdasarkan kepadatan penduduk bertujuan untuk memisahkan wilayah mana saja yang memiliki karakteristik kepadatan penduduk yang berbeda. Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan kepadatan penduduk dibagi menjadi 5 kategori. Kategori tersebut meliputi sangat rendah (9-48 penduduk per kilometer persegi), rendah (49-132 penduduk per kilometer persegi), sedang (133-286 penduduk per kilometer persegi), tinggi (287-1365 penduduk per kilometer persegi), dan sangat tinggi (1366-15907 penduduk per kilometer persegi). Berikut ini adalah pemetaan kepadatan penduduk di Indonesia tahun 2020.

Tabel 4.8 Distribusi Frekuensi Kepadatan Penduduk

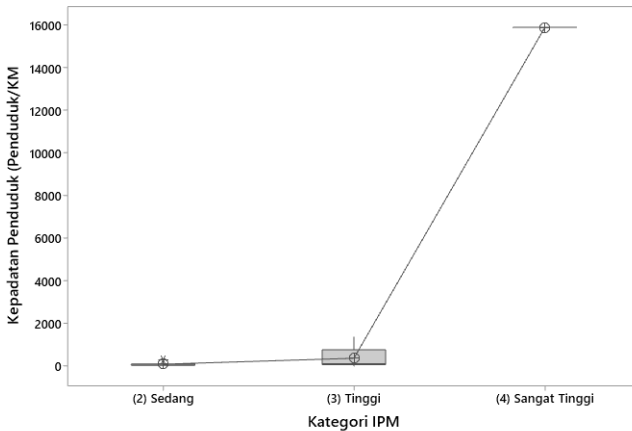
Kepadatan Penduduk	Jumlah Provinsi	Persentase
Sangat Rendah	9	26,47
Rendah	11	35,29
Sedang	6	17,65
Tinggi	6	17,65
Sangat Tinggi	1	2,94
Total	34	100



Gambar 4.13 Persebaran Kepadatan Penduduk Menurut Provinsi di Indonesia.

Tabel 4.8 dan Gambar 4.13 menunjukkan bahwa Provinsi di Indonesia mayoritas memiliki kepadatan penduduk dalam kategori rendah yaitu sejumlah 12 Provinsi. Terdapat Provinsi dengan kepadatan penduduk sangat rendah yang berjumlah 9 Provinsi. Hanya terdapat 1 Provinsi dengan kepadatan penduduk kategori sangat tinggi. Provinsi di Pulau Jawa dan Bali merupakan Provinsi dengan kepadatan penduduk sangat tinggi. Hal tersebut tidak sebanding dengan wilayah-wilayah lain, terutama wilayah Indonesia Timur yang mayoritas Provinsi pada wilayah tersebut termasuk sangat rendah untuk kepadatan penduduknya. Begitu juga dengan Provinsi pada Pulau Kalimantan yang termasuk dalam kelompok kepadatan penduduk rendah. Persebaran pada data kepadatan penduduk sangat beragam dan tidak merata secara wilayah, hal tersebut terindikasi terjadi karena keberadaan Ibu Kota di Pulau Jawa.

Berdasarkan Gambar 4.14, Nilai rata-rata kepadatan penduduk pada kategori IPM sedang dan tinggi lebih tinggi daripada nilai mediannya. Hal tersebut menunjukkan bahwa data kepadatan penduduk memiliki bentuk distribusi condong ke kanan. Semakin meningkatnya kategori IPM yaitu sedang ke tinggi dan tinggi ke sangat tinggi juga semakin meningkatnya rata-rata kepadatan penduduk.



Gambar 4.14 Boxplot Kepapatan Penduduk Berdasarkan Kategori IPM.

4.2 Pengujian Multikolinieritas

Tidak adanya kasus multikolinieritas merupakan syarat untuk membentuk model regresi. Pengujian multikolinieritas dapat dilakukan dengan menggunakan nilai *VIF* dari masing-masing variabel prediktor. Pengujian multikolinieritas pada penelitian ini dilihat dari nilai *VIF* sebagaimana dijelaskan pada sub bab 2.8. Nilai *VIF* masing-masing prediktor disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.9 Nilai *VIF* Variabel Prediktor

Variabel	<i>VIF</i>
Angka Kesakitan (X_1)	1,36
Rasio Sekolah dan Murid SMA (X_2)	2,08
Rasio Guru dan Murid SMA (X_3)	1,67
Persentase Penduduk Miskin (X_4)	1,46
Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X_5)	1,55
Kepapatan Penduduk (X_6)	1,18

Jika nilai *VIF* lebih dari 10, maka dapat disimpulkan terdapat kasus multikolinieritas. Berdasarkan Tabel 4.9 diperoleh

informasi bahwa nilai VIF dari masing-masing variabel prediktor memiliki nilai yang kurang dari 10. Hal tersebut mendeteksi bahwa tidak terdapat variabel prediktor yang berkorelasi dengan variabel prediktor yang lainnya yang berarti tidak terdapat kasus multikolinearitas. Dengan demikian semua variabel prediktor diikutsertakan dalam analisis selanjutnya yaitu uji autokorelasi spasial.

4.3 Uji Autokorelasi Spasial

Pengujian autokorelasi spasial menggunakan uji Moran's I dilakukan untuk mengetahui ada atau tidaknya dependensi spasial antar lokasi. Hipotesis pengujian adalah sebagai berikut.

H_0 : tidak ada autokorelasi antar lokasi

H_1 : terdapat autokorelasi antar lokasi

Pengujian autokorelasi spasial menggunakan statistik uji Z_{hitung} . Kriteria penolakan H_0 jika nilai $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$, sehingga untuk $\alpha = 0,1$ memiliki besar titik kritis $Z_{0,05} = 1,645$.

Nilai statistik uji Z_{hitung} pada uji Moran's I adalah sebesar 2,793. Nilai tersebut lebih besar dari nilai kritis $Z_{\alpha/2}$, sehingga dapat diputuskan H_0 ditolak. Berdasarkan hal tersebut dapat disimpulkan bahwa terdapat autokorelasi spasial yang berarti terdapat dependensi spasial antar lokasi pengamatan. Dengan demikian pemodelan dapat dilanjutkan menggunakan pemodelan *GWOLR* antara variabel prediktor yang diduga berpengaruh terhadap kategori IPM di Indonesia tahun 2020.

4.4 Pemodelan *GWOLR*

Pemodelan *GWOLR* dimulai dengan menentukan letak geografis berdasarkan garis Lintang dan garis Bujur Kantor Gubernur untuk masing-masing Provinsi di Indonesia (Lampiran 3), kemudian menghitung jarak antar lokasi pada masing-masing lokasi yang disebut dengan jarak *Euclidean*. Selanjutnya dilakukan

perhitungan *score CV* untuk diperoleh *bandwidth* optimum. Dari hasil perhitungan jarak *Euclidean* dan *bandwidth* optimum dilanjutkan dengan perhitungan untuk memperoleh pembobot untuk masing-masing lokasi.

Misalkan pembobot di lokasi (u_1, v_1) adalah $w(u_1, v_1)$, maka untuk mendapatkan pembobot $w(u_1, v_1)$ diperoleh dengan mensubstitusi jarak *Euclidean* dan *bandwidth* optimum ke dalam fungsi pembobot. Kemudian pembobot $w(u_1, v_1)$ digunakan untuk dalam estimasi parameter di lokasi (u_1, v_1) . Untuk memperoleh estimasi parameter di lokasi (u_2, v_2) perlu dilakukan perhitungan untuk memperoleh pembobot $w(u_2, v_2)$ dengan cara yang sama dalam memperoleh pembobot $w(u_1, v_1)$. Estimasi parameter dan perhitungan pembobot dilakukan sebanyak jumlah Provinsi di Indonesia, yaitu hingga Provinsi ke-34 dengan pembobot $w(u_{34}, v_{34})$. Hasil perhitungan *bandwidth* untuk masing-masing fungsi pembobot dapat dilihat pada Lampiran 10. Nilai *bandwidth* dan *score CV* model *GWOLR* pada masing-masing pembobot disajikan pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Nilai *Bandwidth* dan *Score CV* dengan Fungsi Pembobot Berbeda

Statistik	Pembobot			
	<i>Gaussian*</i>	<i>Exponential</i>	<i>Bisquare</i>	<i>Tricube</i>
<i>Bandwidth</i>	0,798	11,828	23,181	34,084
<i>Score CV</i>	1,096	1,893	2,418	3,776

Berdasarkan Table 4.10, *score CV* paling minimum diperoleh oleh pembobot dengan fungsi *kernel gaussian*. Sehingga, pemodelan *GWOLR* pada penelitian ini menggunakan pembobot dengan fungsi *kernel gaussian*. Langkah selanjutnya, dilakukan perhitungan pembobot untuk masing-masing lokasi untuk kemudian dilakukan penaksiran parameter model *GWOLR* dengan metode iterasi *Newton Raphson*. Hasil dari penaksiran parameter diperoleh ringkasan statistik parameter model *GWOLR* yang ditampilkan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Ringkasan Statistik Parameter Model *GWOLR*

Parameter	Min	Max	Range	Mean	StDev
$\hat{\alpha}_1(u_i, v_i)$	-306,824	65,341	372,165	-131,112	134,148
$\hat{\alpha}_2(u_i, v_i)$	-240,824	119,748	360,572	-82,958	127,330
$\hat{\beta}_1(u_i, v_i)$	-0,680	0,848	1,528	0,330	0,493
$\hat{\beta}_2(u_i, v_i)$	-0,257	0,023	0,280	-0,129	0,075
$\hat{\beta}_3(u_i, v_i)$	-1,422	6,134	7,555	3,507	1,923
$\hat{\beta}_4(u_i, v_i)$	0,523	3,998	3,476	1,781	0,869
$\hat{\beta}_5(u_i, v_i)$	-1,366	3,864	5,230	1,388	1,820
$\hat{\beta}_6(u_i, v_i)$	-0,026	0,030	0,056	-0,014	0,012

4.4.1 Pengujian Parameter Model *GWOLR* secara Serentak

Pengujian parameter model *GWOLR* secara serentak dilakukan untuk memeriksa peranan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi kategori IPM secara bersama-sama. Hipotesis pengujian adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_6(u_i, v_i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, 34$$

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0, \quad k=1, 2, \dots, 6$$

Pengujian parameter model *GWOLR* secara serentak menggunakan statistik uji G^2 atau *likelihood ratio test*. Kriteria penolakan H_0 jika nilai $G^2 > \chi^2_{(\alpha, df)}$, dengan derajat bebas adalah jumlah parameter yang efektif dalam model ($\text{trace}(\mathbf{S})$) dan $\alpha = 0,1$.

Nilai statistik uji G^2 untuk model *GWOLR* adalah sebesar 111,737. Nilai tersebut lebih besar dari nilai kritis $\chi^2_{(0,1;9,955)}$ yaitu sebesar 14,684, sehingga dapat diputuskan H_0 ditolak. Berdasarkan hal tersebut dapat disimpulkan bahwa faktor-faktor dalam penelitian ini mempengaruhi kategori IPM secara bersama-sama.

4.4.2 Pemilihan Model *GWOLR* Terbaik

Pemilihan Model *GWOLR* terbaik diperoleh berdasarkan perolehan nilai *AIC* terkecil dari kombinasi model yang dimulai dari model lengkap dengan 6 variabel prediktor hingga 1 variabel prediktor. Kombinasi model yang terbentuk pada penelitian ini sebanyak 63 model. Hasil perhitungan *AIC* pada setiap kombinasi disajikan pada Lampiran 11. Ringkasan perbandingan nilai *AIC* pada kombinasi model *GWOLR* yang terbentuk disajikan pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Ringkasan Perbandingan Model *GWOLR*

Variabel X	AIC
1, 2, 3, 4, 5, 6	23,670
1, 2, 3, 5, 6	31,239
2, 3, 4, 6	23,512
1, 4, 6	27,495
4, 6	32,111
4	43,595

Berdasarkan Tabel 4.12, nilai *AIC* paling minimum dihasilkan oleh model dengan kombinasi X_2, X_3, X_4, X_6 . Untuk selanjutnya, dalam pemodelan digunakan model *GWOLR* dengan kombinasi X_2, X_3, X_4, X_6 . Dari kombinasi model *GWOLR* tersebut selanjutnya, dilakukan pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara serentak dan parsial.

4.4.3 Pengujian Parameter Model *GWOLR* Terbaik secara Serentak

Pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara serentak dilakukan untuk memeriksa peranan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi kategori IPM secara bersama-sama pada model *GWOLR* terbaik. Hipotesis pengujian adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_2(u_i, v_i) = \beta_3(u_i, v_i) = \beta_4(u_i, v_i) = \beta_6(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$$

$$k=2, 3, 4, 6 \text{ dan } i=1, 2, \dots, 34$$

Pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara serentak menggunakan statistik uji G^2 atau *likelihood ratio test*. Kriteria penolakan H_0 jika nilai $G^2 > \chi^2_{(\alpha;df)}$, dengan derajat bebas adalah jumlah parameter yang efektif dalam model ($trace(\mathbf{S})$) dan $\alpha = 0,1$.

Nilai statistik uji G^2 untuk model *GWOLR* terbaik adalah sebesar 124,276. Nilai tersebut lebih besar dari nilai kritis $\chi^2_{(0,1;8,814)}$ yaitu sebesar 13,362, sehingga dapat diputuskan H_0 ditolak. Berdasarkan hal tersebut dapat disimpulkan bahwa, rasio sekolah dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, persentase penduduk miskin, dan kepadatan penduduk mempengaruhi kategori IPM secara bersama-sama.

4.4.4 Pengujian Parameter Model *GWOLR* Terbaik secara Parsial

Pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara parsial dilakukan untuk membentuk model *GWOLR* pada setiap Provinsi di Indonesia. Pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara parsial bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi kategori IPM di setiap Provinsi di Indonesia pada model *GWOLR* terbaik. Hipotesis pengujian adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, 34 \text{ dan } k = 2, 3, 4, 6$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$$

Tabel 4.13 Pengujian Parameter Model *GWOLR* Terbaik Secara Parsial di Provinsi NAD

Parameter	Estimator	SE	Z_{hitung}	<i>p-value</i>
$\hat{\alpha}_1(u_i, v_i)$	-39,995	33,556	-1,192	0,233
$\hat{\alpha}_2(u_i, v_i)$	112,659	1378,930	0,082	0,935
$\hat{\beta}_2(u_i, v_i)$	-0,517	0,260	-1,992	0,046*

*) Signifikan pada $\alpha = 10\%$.

Tabel 4.13 Pengujian Parameter Model *GWOLR* Terbaik Secara Parsial di

Provinsi NAD (*lanjutan*)

Parameter	Estimator	SE	Z_{hitung}	<i>p-value</i>
$\hat{\beta}_3(u_i, v_i)$	11,931	5,831	2,046	0,041*
$\hat{\beta}_4(u_i, v_i)$	3,796	2,138	1,776	0,076*
$\hat{\beta}_6(u_i, v_i)$	-0,020	0,015	-1,350	0,117

*) Signifikan pada $\alpha = 10\%$.

Tabel 4.13, merupakan hasil pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara parsial pada lokasi (u_1, v_1) , yaitu Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam (NAD). Pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara parsial untuk keseluruhan lokasi dengan pembobot *Gaussian* dapat dilihat pada Lampiran 12.

Pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara parsial menggunakan statistik uji Z_{hitung} . Kriteria penolakan H_0 jika nilai $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$, sehingga untuk $\alpha = 0,1$ memiliki besar titik kritis $Z_{0,05} = 1,645$. Berdasarkan Tabel 4.7 dapat diketahui bahwa parameter $\hat{\beta}_2$, $\hat{\beta}_3$, dan $\hat{\beta}_4$ berpengaruh signifikan pada $\alpha = 10\%$. Hal ini menunjukkan bahwa rasio sekolah dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, dan persentase penduduk miskin merupakan faktor yang mempengaruhi kategori IPM di Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam. Faktor yang memberikan pengaruh paling besar adalah rasio guru dan murid SMA karena memiliki nilai estimasi parameter paling besar dibandingkan faktor lain yang mempengaruhi.

Faktor-faktor yang berpengaruh signifikan di Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam berdasarkan model *GWOLR* terbaik belum tentu berpengaruh signifikan di Provinsi lain. Dengan cara yang sama, diperoleh variabel prediktor yang signifikan dan nilai *odds ratio* pada Provinsi di Indonesia berdasarkan model *GWOLR* terbaik yang disajikan pada Tabel 4.14 berikut.

Tabel 4.14 Variabel Prediktor yang Signifikan dan Nilai *Odds Ratio* pada Provinsi di Indonesia Berdasarkan Model *GWOLR* Terbaik

PROVINSI	X2	X3	X4	X6
NANGGROE ACEH DARUSSALAM	0,95	3,30	44,53	TS
SUMATERA UTARA	0,96	2,38	17,30	0,99
SUMATERA BARAT	0,98	1,65	6,02	0,99
RIAU	0,98	1,64	6,01	0,99
JAMBI	0,99	1,28	3,09	1,00
SUMATERA SELATAN	0,99	1,20	2,93	1,00
BENGKULU	0,99	1,27	3,06	1,00
LAMPUNG	0,99	1,18	4,37	1,00
BANGKA BELITUNG	0,99	1,20	3,52	1,00
KEPULAUAN RIAU	0,98	1,40	4,01	TS
DKI JAKARTA	0,98	1,21	7,27	1,00
JAWA BARAT	0,98	1,22	9,42	1,00
JAWA TENGAH	0,98	1,19	7,99	1,00
DI YOGYAKARTA	0,98	1,19	8,66	1,00
JAWA TIMUR	0,99	1,13	4,99	0,99
BANTEN	0,98	1,20	6,22	1,00
BALI	TS	TS	5,18	0,99
NTB	TS	TS	TS	0,99
NTT	TS	TS	2,63	TS
KALIMANTAN BARAT	0,99	1,24	5,56	TS
KALIMANTAN TENGAH	0,99	1,19	6,16	0,99
KALIMANTAN SELATAN	0,99	1,18	6,50	0,99
KALIMANTAN TIMUR	0,99	1,23	7,11	0,99
KALIMANTAN UTARA	0,99	1,32	9,65	TS
SULAWESI UTARA	1,00	TS	3,64	0,99
SULAWESI TENGAH	0,99	1,15	4,03	0,99
SULAWESI SELATAN	1,00	1,11	3,92	0,99

*) TS = Tidak Signifikan.

Tabel 4.14 Variabel Prediktor yang Signifikan dan Nilai *Odds Ratio* pada Provinsi di Indonesia Berdasarkan Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

PROVINSI	X2	X3	X4	X6
SULAWESI TENGGARA	1,00	1,09	2,86	0,99
GORONTALO	1,00	1,12	3,57	0,99
SULAWESI BARAT	1,00	1,15	4,39	0,99
MALUKU	1,00	TS	2,46	TS
MALUKU UTARA	1,00	TS	3,19	0,99
PAPUA BARAT	TS	TS	2,54	TS
PAPUA	TS	TS	TS	1,07

*) TS = Tidak Signifikan.

4.4.5 Interpretasi Model *GWOLR* Terbaik

Berdasarkan hasil pengujian parameter model *GWOLR* terbaik secara parsial, maka diperoleh model *GWOLR* untuk kategori IPM di Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam adalah sebagai berikut.

$$\log it [P(Y \leq 2|x)] = -39,995 - 0,517x_2 + 11,931x_3 + 3,796x_4$$

$$\log it [P(Y \leq 3|x)] = 112,659 - 0,517x_2 + 11,931x_3 + 3,796x_4$$

Interpretasi model *GWOLR* untuk kategori IPM di Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam adalah setiap peningkatan rasio sekolah dan murid SMA (X_2) sebesar 0,1 murid/sekolah, maka akan meningkatkan kecenderungan pada kategori IPM di Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam sebesar 0,95 kali ($e^{0,1 \times (-0,517)} = 0,95$) untuk masuk ke dalam kategori “Sedang” daripada menjadi kategori “Tinggi” dan “Sangat Tinggi”. Setiap peningkatan rasio guru dan murid SMA (X_3) sebesar 0,1 murid/guru, maka akan meningkatkan kecenderungan pada kategori IPM di Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam sebesar 3 kali ($e^{0,1 \times 11,931} = 3,3 \approx 3$) untuk masuk ke dalam kategori “Sedang” daripada menjadi kategori “Tinggi” dan “Sangat Tinggi”. Setiap peningkatan persentase penduduk miskin (X_4) sebesar 1%, maka akan meningkatkan

kecenderungan pada kategori IPM di Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam sebesar 45 kali ($e^{1 \times 3,796} = 44,53 \approx 45$) untuk masuk ke dalam kategori “Sedang” daripada menjadi kategori “Tinggi” dan “Sangat Tinggi”.

4.5 Ketepatan Klasifikasi

Prediksi kategori IPM pada setiap Provinsi di Indonesia berdasarkan model *GWOLR* terbaik diperoleh dengan menghitung peluang masing-masing kategori IPM pada setiap Provinsi, dengan hasil prediksi merupakan kategori dengan peluang terbesar. Hasil perhitungan peluang tiap kategori IPM dan prediksi kategori IPM secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 13. Rangkuman prediksi kategori IPM pada setiap Provinsi di Indonesia berdasarkan model *GWOLR* terbaik yang berbeda dengan observasi ditampilkan pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Rangkuman Prediksi Kategori IPM Pada Setiap Provinsi Berdasarkan Model *GWOLR* Terbaik yang Berbeda dengan Observasi

Provinsi	\hat{Y}
Kalimantan Selatan	2
Sulawesi Tenggara	2

Berdasarkan Tabel 4.15, maka dapat dibentuk tabel ketepatan klasifikasi untuk mengetahui kesalahan pengklasifikasian dari model *GWOLR*. Berikut adalah hasil ketepatan klasifikasi kategori IPM berdasarkan model *GWOLR* terbaik.

Tabel 4.16 Ketepatan Klasifikasi Kategori IPM Berdasarkan Model *GWOLR* Terbaik

Observasi	Prediksi			Ketepatan Klasifikasi
	1	2	3	
1	11	0	0	100 %
2	2	20	0	90,91 %
3	0	0	1	100 %
Total Keseluruhan				94,12 %

Berdasarkan Tabel 4.16, nilai *APER* yang diperoleh sebesar 5,88%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa persentase sampel yang salah diklasifikasikan oleh model *GWOLR* terbaik adalah sebesar

5,88% atau dengan kata lain persentase sampel yang tepat diklasifikasikan oleh model *GWOLR* terbaik adalah sebesar 94,12%.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan maka dapat diambil beberapa kesimpulan yaitu sebagai berikut.

1. IPM di Indonesia mayoritas masuk ke dalam IPM kategori tinggi dengan jumlah 22 Provinsi atau 64,71%. Angka kesakitan tertinggi pada Provinsi di Indonesia terdapat di Provinsi Nusa Tenggara Barat dengan nilai 44%. Rata-rata pada setiap Provinsi di Indonesia setiap sekolah SMA menampung sebanyak 348,5 murid SMA. Selain itu, setiap guru SMA mengajar sebanyak 14 murid SMA. Persentase penduduk miskin yang tertinggi pada Provinsi di Indonesia terjadi di Provinsi Papua dengan nilai 26,8%. Pada kepadatan penduduk paling banyak terdapat di Provinsi DKI Jakarta.
2. Hasil dari pengujian multikolinieritas, tidak terdapat multikolinieritas pada faktor yang digunakan pada penelitian ini. Model *GWOLR* yang digunakan adalah model *GWOLR* dengan pembobot fungsi kernel gaussian berdasarkan *score CV*. Selanjutnya dilakukan pengujian secara serentak dimana diperoleh hasil bahwa nilai dari uji G^2 sebesar 111,737, sehingga diputuskan H_0 ditolak yang berarti faktor-faktor dalam penelitian ini mempengaruhi kategori IPM secara bersama-sama. Pemilihan model *GWOLR* terbaik dilakukan dengan kombinasi, banyaknya kombinasi model *GWOLR* yang terbentuk adalah 63 model, diperoleh hasil dengan variabel prediktor X_2, X_3, X_4, X_6 merupakan model *GWOLR* terbaik karena memiliki nilai *AIC* terkecil. Hasil pengujian secara serentak model *GWOLR* terbaik diperoleh hasil bahwa nilai dari uji G^2 sebesar 124,276, sehingga diputuskan H_0 ditolak yang berarti rasio sekolah

dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, persentase penduduk miskin, dan kepadatan penduduk mempengaruhi kategori IPM secara bersama-sama. Hasil prediksi kategori IPM berdasarkan model *GWOLR* terbaik yang berbeda dengan observasi terjadi pada Provinsi Kalimantan Selatan dan Sulawesi Tenggara. Sehingga, kategori IPM tepat diklasifikasikan oleh model *GWOLR* terbaik sebesar 94,12%.

5.2 Saran

Berdasarkan analisis faktor-faktor yang mempengaruhi kategori IPM di Indonesia pada tahun 2020, saran peneliti terhadap pemerintah pada setiap Provinsi di Indonesia, yaitu Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam, Kepulauan Riau, Kalimantan Barat, dan Kalimantan Utara agar berusaha mengurangi rasio sekolah dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, dan persentase penduduk miskin; Provinsi Sulawesi Utara dan Maluku Utara agar berusaha mengurangi rasio sekolah dan murid SMA, persentase penduduk miskin, dan kepadatan penduduk; Provinsi Bali agar berusaha mengurangi persentase penduduk miskin dan kepadatan penduduk; Provinsi Maluku agar berusaha mengurangi rasio sekolah dan murid SMA dan persentase penduduk miskin; Provinsi Nusa Tenggara Timur dan Papua Barat agar berusaha mengurangi persentase penduduk miskin; Provinsi Nusa Tenggara Barat dan Papua agar berusaha mengurangi kepadatan penduduk; dan Provinsi lainnya agar berusaha mengurangi rasio sekolah dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, persentase penduduk miskin, dan kepadatan penduduk. Selain itu, pada Provinsi dengan kategori sedang diharapkan dapat mengurangi rasio sekolah dan murid SMA, rasio guru dan murid SMA, persentase penduduk miskin, kepadatan penduduk.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2013). *Categorical Data Analysis (3rd ed.)*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Astsaqofi, M. A. (2016). *Analisis Regresi Probit Dengan Eefek Interaksi Untuk Memodelkan Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia*. Surabaya: Program Studi S1 Jurusan Statistika FMIPA ITS.
- Atmaningsih, M. D. (2011). *Pemetaan Lokasi Pada Sistem Pemetaan dan Pengawasan Radio FM Berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG) di Wilayah D.I. Yogyakarta*. Yogyakarta: Program Studi Teknik Elektro Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Sanata Dharma.
- Barus, B., & Wiradisastra, U. S. (2000). Sistem informasi geografi : sarana manajemen sumberdaya. *Laboraturium Pengindraan Jauh dan Kartografi Jurusan Tanah Fakultas Pertanian IPB*.
- BPS. (2014). *Indeks Pembangunan Manusia*. Jakarta: Badan Pusat Statistika.
- BPS. (2021). *Indeks Pembangunan Manusia 2020*. Jakarta: Badan Pusat Statistika.
- BPS. (2021). *Provinsi Jawa Timur Dalam Angka*. Surabaya: Badan Pusat Statistika.
- BPS. (2021). *SIRUSA BPS*. Dipetik Juni 25, 2021, dari Badan Pusat Statistik:
<https://sirusa.bps.go.id/sirusa/index.php/indikator/index>
- BPS. (2021). *Statistik Indonesia 2021*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Crisana, C. W. (2014). *Analisis Perbandingan Metode Klasifikasi Autocorrelation Based Regioclassification (ACRC) dan Non-ACRC untuk Data Spasial*. Bogor: Departemen Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Pertanian Bogor.

- Desriwendi, Hoyyi, A., & Wuryandari, T. (2015). Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLRL) Dengan Fungsi Pembobot Fixed Gaussian Kernel Dan Adaptive Gaussian Kernel (Studi Kasus : Laju Pertumbuhan Penduduk Provinsi Jawa Tengah). *Jurnal Gaussian, Volume 4, Nomor 2*, 193-204.
- Fotheringham, A. S., Brundson, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. Chichester: John Wiley & Sons, Inc.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics* (Fourth Edition ed.). Singapore: The McGraw–Hill Companies.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (1995). *Applied Logistic Regression*. New York: John Wiley and Sons. Inc.
- Iskandar, A. A. (2014). Analisis Kualitas Pertumbuhan Ekonomi Di Tinjau Dari Pendekatan Middle Income Trap Provinsi Lampung. *Jurnal Manajemen dan Bisnis Vol. 4 No. 2*, 126-140.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (Sixth Edition ed.). New Jersey: Pearson Education, Inc.
- Lailiyah, N., & Purhadi. (2012). Pemodelan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Buta Huruf kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, D213-D218.
- Maulana, A., Meilawati, R., & Widiastuti, V. (2019). Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Metode Baru Menurut Provinsi Tahun 2015 Menggunakan Geographically Weighted Regression (GWR). *Indonesian Journal of Applied Statistics Volume 2 No. 1*, 21-33.
- Putra, D. M., & Ratnasari, V. (2015). Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Provinsi Jawa Timur

- Dengan Menggunakan Metode Regresi Logistik Ridge. *Jurnal Sains Dan Seni ITS Vol. 4, No.2*, D175-D180.
- Rifada, M., & Purhadi. (2011). Pemodelan Tingkat Kerawanan Demam Berdarah Dengue di Kabupaten Lamongan Dengan Pendekatan Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression. *Prosiding Seminar Nasional Statistika Universitas Diponegoro*, 114-126.
- Rochmah, V. F., & Ratnasari, V. (2019). Pemodelan Ketahanan Pangan di Jawa Timur Menggunakan Metode Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR). *Jurnal Sains Dan Seni ITS Vol. 8, No. 2*, D397-D404.
- Syifli. (2015). *Pemodelan Rata-Rata Umur Kawin Pertama (UKP) Wanita di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012 Dengan Pendekatan Model Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR)*. Surabaya: Program Magister Jurusan Staistika FMIPA ITS.
- United Nations Development Programme. (2020). *Human Development Report*. New York: United Nations Development Programme.
- Wong, D. W., & Lee, J. (2001). *Statistical Analysis With Arcview GIS*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.
- Yanthi, N. D. (2016). *Pemodelan Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Menggunakan Regresi Nonparametrik Spline di Jawa Tengah*. Surabaya: Program Studi S1 Jurusan Statistika FMIPA ITS.
- Zhudi, S., Saputro, D. R., & Widyaningsih, P. (2017). Parameters Estimation of Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR) Model. *Journal of Physics: Conf. Series 855 012064*, 1-5.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Keterangan Pengambilan Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FSAD ITS:

Nama : Fariz
NRP : 062117 4000 0097

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data sekunder yang diambil dari publikasi yaitu:

Sumber : Publikasi BPS Statistik Indonesia 2021
Keterangan : Data IPM, Angka Kesakitan, Jumlah Sekolah, Jumlah Guru, Jumlah Murid, Persentase Penduduk Miskin, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), dan Kepadatan Penduduk.

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Surabaya, 31 Desember 2021

Mengetahui,
Pembimbing Tugas Akhir

Mahasiswa



Dr. Dra. Ismaini Zain, M. Si
NIP. 19600525 198803 2 001

Fariz
NRP. 06211740000097

Lampiran 2. Data Kategori IPM Tahun 2020 dan Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi (Variabel Y-X4)

Provinsi	Y	X1	X2	X3	X4
Nanggroe Aceh Darussalam	3	27,12	247,12	8,89	15,43
Sumatera Utara	3	26,12	359,05	15,88	9,14
Sumatera Barat	3	31,09	459,58	13,19	6,56
Riau	3	24,66	363,83	13,77	7,04
Jambi	3	21,63	335,62	12,99	7,97
Sumatera Selatan	3	29,32	353,34	14,45	12,98
Bengkulu	3	30,23	365,85	12,14	15,30
Lampung	2	31,35	311,55	13,39	12,76
Bangka Belitung	3	31,25	425,80	16,21	4,89
Kepulauan Riau	3	18,21	349,56	14,67	6,13
DKI Jakarta	4	33,80	357,26	14,63	4,69
Jawa Barat	3	32,04	432,01	18,26	8,43
Jawa Tengah	3	35,63	495,16	15,78	11,84
DI Yogyakarta	3	38,07	347,53	12,10	12,80
Jawa Timur	3	32,80	354,53	16,40	11,46
Banten	3	32,22	355,59	17,97	6,63
Bali	3	25,48	565,76	15,88	4,45
NTB	2	44,00	322,69	11,39	14,23
NTT	2	34,44	365,73	13,32	21,21
Kalimantan Barat	2	25,84	295,63	16,78	7,24
Kalimantan Tengah	3	26,44	253,93	12,25	5,26
Kalimantan Selatan	3	34,88	347,30	14,01	4,83
Kalimantan Timur	3	22,65	351,43	16,04	6,64
Kalimantan Utara	3	26,04	279,08	12,36	7,41
Sulawesi Utara	3	24,98	286,65	13,25	7,78
Sulawesi Tengah	2	26,16	355,51	14,50	13,06
Sulawesi Selatan	3	28,91	404,61	15,31	8,99
Sulawesi Tenggara	3	29,23	320,38	13,26	11,69
Gorontalo	2	32,19	467,54	15,23	15,59
Sulawesi Barat	2	26,29	348,41	14,50	11,50
Maluku	2	18,55	257,54	11,66	17,99
Maluku Utara	2	15,97	200,52	11,62	6,97
Papua Barat	2	21,43	230,94	11,90	21,70
Papua	2	16,27	282,96	14,32	26,80

Lampiran 3. Data Kategori IPM Tahun 2020 dan Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi (Variabel X5-X6 dan Variabel Lokasi)

Provinsi	X5	X6	u	v
Nanggroe Aceh Darussalam	65,10	91	95,34	5,57
Sumatera Utara	68,67	203	98,67	3,58
Sumatera Barat	69,01	132	100,36	-0,94
Riau	65,24	73	101,45	0,52
Jambi	67,79	71	103,58	-1,60
Sumatera Selatan	68,65	92	104,75	-2,98
Bengkulu	71,73	101	102,28	-3,82
Lampung	70,16	260	105,26	-5,44
Bangka Belitung	66,89	89	106,16	-2,15
Kepulauan Riau	66,28	252	104,45	0,88
DKI Jakarta	63,81	15907	106,83	-6,18
Jawa Barat	64,53	1365	107,62	-6,90
Jawa Tengah	69,43	1113	110,42	-6,99
DI Yogyakarta	71,12	1171	110,37	-7,79
Jawa Timur	70,33	851	112,74	-7,25
Banten	64,48	1232	106,16	-6,17
Bali	74,32	747	115,23	-8,67
NTB	70,45	286	116,11	-8,58
NTT	73,11	109	123,61	-10,17
Kalimantan Barat	68,83	37	109,35	-0,06
Kalimantan Tengah	68,40	17	113,92	-2,22
Kalimantan Selatan	69,33	105	114,83	-3,48
Kalimantan Timur	65,50	29	117,14	-0,50
Kalimantan Utara	66,51	9	117,37	2,84
Sulawesi Utara	63,42	189	124,84	1,47
Sulawesi Tengah	69,44	48	119,87	-0,89
Sulawesi Selatan	63,40	194	119,45	-5,14
Sulawesi Tenggara	69,83	69	122,54	-4,02
Gorontalo	66,46	104	123,08	0,52
Sulawesi Barat	70,19	85	118,85	-2,66
Maluku	65,07	39	128,18	-3,69
Maluku Utara	64,28	40	127,61	0,76
Papua Barat	69,55	11	134,03	-0,92
Papua	72,16	13	140,72	-2,54

Lampiran 4. Output Statistika Deskriptif

Statistics				
Variable	Mean	Variance	Minimum	Maximum
Angka Kesakitan	28,10	38,81	15,97	44,00
Rasio Sekolah dan Murid SMA	348,5	5892,3	200,5	565,8
Rasio Guru dan Murid SMA	14,068	4,134	8,891	18,265
Persentase Penduduk Miskin	10,806	29,300	4,450	26,800
Tingkat Partisipasi Angkatan Ke	68,043	8,481	63,400	74,320
Kepadatan Penduduk (Penduduk/KM	739	7338488	9	15907

Lampiran 5. Output Uji Multikolinieritas

Coefficients					
Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	4,52	1,93	2,35	0,027	
Angka Kesakitan	0,0028	0,0129	0,22	0,830	1,36
Rasio Sekolah dan Murid SMA	0,00181	0,00130	1,39	0,175	2,08
Rasio Guru dan Murid SMA	-0,0451	0,0440	-1,03	0,313	1,67
Persentase Penduduk Miskin	-0,0453	0,0154	-2,93	0,007	1,46
Tingkat Partisipasi Angkatan Ke	-0,0212	0,0296	-0,72	0,479	1,55
Kepadatan Penduduk (Penduduk/KM	0,000064	0,000028	2,32	0,028	1,18

Lampiran 6. Script Memanggil Data

```
clear;
clc;
data=xlsread('Dataset.xlsx');
y=data(:,1);
x1= data(:,2);
x2= data(:,3);
x3= data(:,4);
x4= data(:,5);
x5= data(:,6);
x6= data(:,7);
x=[x1 x2 x3 x4 x5 x6];
lintang=data(:,8);
bujur=data(:,9);
info.bwidth=0;
info.dtype=1;
nargin=5;
result =
gwolr(y,x,bujur,nargin,lintang,info);
```

Lampiran 7. Script Score CV GWOLR

```

function score =
scoreCV_gwolr(bdwt,y,x,east,north,flag)
% variabel indikator dari y
[nobs nvar] = size(x);
ymin=min(y);
ymax=max(y);
ncat = ymax-ymin;
d0 = ( y*ones(1,ncat+1) ) == (
ones(nobs,1)*(ymin:ymax) );
yd = ( y*ones(1,ncat) ) == (
ones(nobs,1)*(ymin:(ymax-1)) );
yd1 = ( y*ones(1,ncat) ) == (
ones(nobs,1)*((ymin+1):ymax) );
yd = yd(:,any(yd));
yd1 = yd1(:,any(yd1));
[ryd cyd] = size(yd);
[rd0 cd0] = size(d0);
wt = zeros(nobs,1);
for i = 1:nobs;
dx = east-east(i,1);
dy = north-north(i,1);
d = (dx.*dx + dy.*dy);
sd = std(sqrt(d));
d = (dx.*dx + dy.*dy);
d = sqrt(d);
sd = std(d);

if flag == 1, % Gaussian weights
wt = normpdf(d/(sd*bdwt));
elseif flag == 2, % Exponential weights
wt = exp(-(d/bdwt).^2);
elseif flag == 3, % Bisquare weights
wt = zeros(nobs,1);
nzip = find(d <= bdwt);
wt(nzip,1) = (1-(d(nzip,1)/bdwt).^2).^2;
else flag == 4, % Tricube weights
wt = zeros(nobs,1);

```

Lampiran 7. Script Score CV GWOLR (lanjutan)

```

nzip = find(d <= bdwt);
wt(nzip,1) = (1-(d(nzip,1)/bdwt).^3).^3;
end;

% nilai awal untuk theta nol
betanol = zeros(nvar,1);
ydwt = dmult(wt,yd);
g0 = cumsum(sum(ydwt))'./sum(wt);
alfanol=log(g0./(1-g0));
thetanol = [alfanol;betanol];

% mendapatkan vektor q dan matriks H untuk
theta nol
e = exp([yd x]*thetanol);
e1 = exp([yd1 x]*thetanol);
g = e./(1+e);
g1 = e1./(1+e1);
g = max( y==max(y),g );
g1 = min( y>min(y),g1 );
p = g-g1;

% first derivative (vektor q)
v = g.*(1-g)./p;
v1 = g1.*(1-g1)./p;
dlogp = [dmult(v,yd)-dmult(v1,yd1) dmult(v-
v1,x)];
dlogpwt = dmult(wt,dlogp);
q = sum(dlogpwt)';

% second derivative (H)
w = v.*(1-2*g);
w1 = v1.*(1-2*g1);
s = dmult(w,[yd x]);
t = dmult(w1,[yd1 x]);
H = [yd x]'*dmult(wt,s)-[yd1
x]'*dmult(wt,t)-dlogp'*dlogpwt;

```


Lampiran 7. Script Score CV GWOLR (lanjutan)

```

% newton raphson
iter = 0;
theta = thetanol;
tol=1e-6;
while abs(q'*(H\q)/length(q)) > tol
iter = iter+1;
thetaold = theta;
theta = thetaold - H\q;

% mendapatkan vektor q dan matriks H untuk
theta nol
e = exp( [yd x]*theta );
e1 = exp( [yd1 x]*theta );
g = e./(1+e);
g1 = e1./(1+e1);
g = max( y==max(y),g );
g1 = min( y>min(y),g1 );
p = g-g1;

% first derivative (vektor q)
v = g.*(1-g)./p;
v1 = g1.*(1-g1)./p;
dlogp = [dmult(v,yd)-dmult(v1,yd1) dmult(v-
v1,x)];
dlogpwt = dmult(wt,dlogp);
q = sum(dlogpwt)';

% second derivative (H)
w = v.*(1-2*g);
w1 = v1.*(1-2*g1);
s = dmult(w,[yd x]);
t = dmult(w1,[yd1 x]);
H = [yd x]'*dmult(wt,s)-[yd1
x]'*dmult(wt,t)-dlogp'*dlogpwt;
end;

```

Lampiran 7. Script Score CV GWOLR (lanjutan)

```
%menghitung estimasi peluang
alfa = theta(1:cyd,1);
beta = theta((cyd+1):(cyd+nvar),1);
etopi = ((x(i,:)*beta)*ones(1,cyd))+alfa';
p1(i,:) = [0 exp(etopi)/(1+exp(etopi)) 1];
end;

%menghitung score CV
p=diff (p1')';
residual = d0 - p;
score = sum(sum(residual.^2));
result.meth = 'scoreCV_gwolr';
disp (score);
end
```

Lampiran 8. Script GWOLR

```

function result =
gwolr(y,x,east,nargin,north,info)
%memeriksa data input
if nargin == 5% user options
if ~isstruct(info)
error('gwolr: must supply the option
argument as a structure variable');
else
fields = fieldnames(info);
nf = length(fields);
[nobs nvar] = size(x);
[nobs2 junk] = size(y);
[nobs3 junk] = size(north);
[nobs4 junk] = size(east);
result.north = north;
result.east = east;
if nobs ~=nobs2
error('gwolr: y and x must contain same #
obs');
elseif nobs3 ~= nobs
error('gwolr: north coordinates must equal #
obs');
elseif nobs3 ~= nobs4
error('gwolr: east coordinates must equal #
in north');
end;
stdx = ones(nobs,1)*std(x);
xmean = ones(nobs,1)*mean(x);
ymin = min(y);
ymax = max(y);
ncat = ymax - ymin;
d0 = (y*ones(1,ncat+1))
==(ones(nobs,1)*(ymin:ymax));
yd = (y*ones(1,ncat)) ==
(ones(nobs,1)*(ymin:(ymax-1)));
yd1 = (y*ones(1,ncat)) ==
(ones(nobs,1)*((ymin+1):ymax));

```

Lampiran 8. Script GWOLR (lanjutan)

```

yd = yd(:,any(yd));
yd1 = yd1(:,any(yd1));
[ryd cyd] = size(yd);
[rd0 cd0] = size(d0);
%nilai batasan untuk bandwidth
bmin=0.1; bmax=100.0;
for i=1:nf
    if strcmp(fields{i},'bwidth')
        bwidth = info.bwidth;
    elseif strcmp(fields{i},'dtype')
        dstring = info.dtype;
        if strcmp(dstring,'gaussian')
            dtype = 1;
        elseif strcmp(dstring,'exponential')
            dtype = 2;
        elseif strcmp(dstring,'bisquare')
            dtype = 3;
        elseif strcmp(dstring,'tricube')
            dtype = 4;
        end;
    elseif strcmp(fields{i},'bmin');
        bmin = prior.bmin;
    elseif strcmp(fields{i},'bmax');
        bmax=prior.bmax;
    end;
end;
end;
elseif nargin == 4
    bwidth = 0; dtype = 1; dstring = 'gaussian';
    bmin=0.1;bmax=20.0;else
        error('Wrong # of arguments to gwolr');
end;
%penentuan bandwidth optimum dengan metode CV
dtype=info.dtype;
if bwidth == 0
    options=optimset('fminbnd');
    if dtype == 1 % Gaussian weights

```

Lampiran 8. Script GWOLR (lanjutan)

```

[bdwt, junk, exitflag, output]=fminbnd('scoreCV_
gwolr', bmin, bmax, options, y, x, east, north, dtype
);
    elseif dtype == 2 % exponential weights

[bdwt, junk, exitflag, output]=fminbnd('scoreCV_
gwolr', bmin, bmax, options, y, x, east, north, dtype
);
    elseif dtype == 3 % bisquare weights

[bdwt, junk, exitflag, output]=fminbnd('scoreCV_
gwolr', bmin, bmax, options, y, x, east, north, dtype
);
    elseif dtype == 4 % tricube weights

[bdwt, junk, exitflag, output]=fminbnd('scoreCV_
gwolr', bmin, bmax, options, y, x, east, north, dtype
);
    end;
    if output.iterations == 1000,
        fprintf(1, 'gwolr:cv convergence not
obtained in%4d
iterations', output.iterations);
    else
        result.iter = output.iterations;
    end;
else
    bdwt = bwidth*bwidth; %user supplied
bandwidth
end;
scoreCV =
scoreCV_gwolr (bdwt, y, x, east, north, dtype);
% penaksiran parameter model GWOLR
for i = 1:nobs;
    dx = east-east(i,1);
    dy = north-north(i,1);

```

Lampiran 8. Script GWOLR (lanjutan)

```

d = (dx.*dx + dy.*dy);
d = sqrt(d);
sd = std(d);
if dtype ==1, % Pembobot Gaussian (Le
Sage)
    wt = normpdf(d/(sd*bdwt));
elseif dtype == 2, % Pembobot exponential
    wt = exp(-(d/bdwt).^2);
elseif dtype == 3, % Pembobot Bisquare
    wt = zeros(nobs,1);
    nzip = find(d <= bdwt);
    wt(nzip,1) = (1-
(d(nzip,1)/bdwt).^2).^2;
elseif dtype == 4, %Pembobot tricube
    wt = zeros(nobs,1);
    nzip = find(d <= bdwt);
    wt(nzip,1) = (1-
(d(nzip,1)/bdwt).^3).^3;
end; % end of if,else
wt(:,i)=wt;
% nilai awal untuk theta nol
betanol = zeros(nvar,1);
ydwt = dmult(wt(:,i),yd);
g0 = cumsum(sum(ydwt))'./sum(wt(:,i));
alfanol = log(g0./(1-g0));
thetanol = [alfanol;betanol];
% mendapatkan vektor q dan matriks H
untuk theta nol
e = exp([yd x]*thetanol);
e1 = exp([yd1 x]*thetanol);
g = e./(1+e);
g1 = e1./(1+e1);
g = max(y==max(y),g);
g1 = min(y>min(y),g1);
p = g-g1;
% first derivative (vektor q)
v = g.*(1-g)./p;

```

Lampiran 8. Script GWOLR (lanjutan)

```

v1 = g1.*(1-g1)./p;
dlogp = [dmult(v,yd)-dmult(v1,yd1)
dmult(v-v1,x)];
dlogpwt = dmult(wt(:,i),dlogp);
q = sum(dlogpwt)';
% second derivative (H)
w = v.*(1-2*g);
w1 = v1.*(1-2*g1);
s = dmult(w,[yd x]);
t = dmult(w1,[yd1 x]);
H = [yd x]'*dmult(wt(:,i),s)-[yd1
x]'*dmult(wt(:,i),t)-dlogp'*dlogpwt;
% newton raphson
iter = 0;
theta = thetanol;
tol = 1e-6;
while abs(q'(H\q)/length(q))>tol
iter = iter+1;
thetaold = theta;
theta = thetaold-H\q;
% mendapatkan vektor q dan matriks H
untuk theta nol
e = exp ([yd x]*theta);
e1 = exp ([yd1 x]*theta);
g = e./(1+e);
g1 = e1./(1+e1);
g = max(y==max(y),g);
g1 = min(y>min(y),g1);
p = g-g1;
% first derivative (vektor q)
v = g.*(1-g)./p;
v1 = g1.*(1-g1)./p;
dlogp = [dmult(v,yd)-dmult(v1,yd1)
dmult(v-v1,x)];
dlogpwt = dmult(wt(:,i),dlogp);
q = sum(dlogpwt)';

```

Lampiran 8. Script GWOLR (lanjutan)

```

        % second derivative (H)
        w = v.*(1-2*g);
        w1 = v1.*(1-2*g1);
        s = dmult(w, [yd x]);
        t = dmult(w1, [yd1 x]);
        H = [yd x]'*dmult(wt(:,i),s)-[yd1
x]'*dmult(wt(:,i),t)-dlogp'*dlogpwt;
    end;
    thetatopi(i,:) = theta';
    alfatopi(i,:)= thetatopi(i,1:cyd);
    betatopi(i,:)=thetatopi(i, (cyd+1):(cyd+nvar))
;

    % penentuan derajat bebas model GWOLR
    X = [yd x];
    for j = 1:nobs;
        W(j,j) = wt(j,i); % matriks W
        nuu(j,:)
= ((x(j,:)*(betatopi(i,:)))*ones(1, cyd))+alfa
topi(i,:);
        p2(j,:)= [0
exp(nuu(j,:))./(1+exp(nuu(j,:))) 1];
        pi(j,:) = diff(p2(j,:))';
        phiuji=ones(nobs,nobs);
        z=ones(nobs,nobs);
        if y(j,:)== 1;
            phiuji(j,i) = pi(j,1);
            z(j,i) = (1-
phiuji(j,i))/sqrt(phiuji(j,i)*(1-phiuji(j,i)));
        elseif y(j,:) == 2;
            phiuji(j,i) = pi(j,2);
            z(j,i) = (1-
phiuji(j,i))/sqrt(phiuji(j,i)*(1-phiuji(j,i)));
        elseif y(j,:) ==3;
            phiuji(j,i)=pi(j,3);
            z(j,i) = (1-phiuji(j,i))/sqrt(phiuji(j,i)*(1-
phiuji(j,i)));
        end;

```


Lampiran 8. Script GWOLR (lanjutan)

```

        A(j,j) = phi(j,i)*(1-phi(j,i)); %
matriks A
    end;
    R(i,:) = X(i,:)*inv(X'*W*A*X)*X'*W*A; %
matriks R
nu(i,:)=(x(i,:)*(betatopi(i,:)'))*ones(1,cyd
))+alfatopi(i,:);
    p1(i,:)= [0
exp(nu(i,:))./(1+exp(nu(i,:))) 1];
    etopi = exp([yd(i,:)
x(i,:)]*thetatopi(i,:)');
    eltopi =exp([yd1(i,:)
x(i,:)]*thetatopi(i,:)');
    gtopi = etopi/(1+etopi);
    gltopi = eltopi/(1+eltopi);
    gtopi = max(y(i,:)==max(y),gtopi);
    gltopi = min(y(i,:)>min(y),gltopi);
    phitopi(i,:)= gtopi-gltopi;
    AA(i,i)=phitopi(i,)*(1-phitopi(i,:));
    % uji parameter model GWOLR secara
parsial
    se(i,:)=sqrt(diag(inv(-H)));
    zstat(i,:)=thetatopi(i,:)./se(i,:);
end;
for i = 1:nobs;
    for j = 1:nobs;
        S(i,j) = R(i,j)*z(i,j)/z(j,j); %
matriks S
    end;
end;
K = trace(S); % jumlah parameter model
Kvar = trace(S'*AA*S*inv(AA));
df0 = nobs-trace(S); % df model GWOLR
df = nobs-trace(2*S-S'*AA*S*inv(AA)); %df
residual
% uji parameter model GWOLR secara serentak
for i = 1:nobs;

```

Lampiran 8. Script GWOLR (lanjutan)

```

enol = exp(yd(i,:)*alfanol);
elnol = exp(yd1(i,:)*alfanol);
gnol = enol/(1+enol);
glnol = elnol/(1+elnol);
gnol = max(y(i,:)==max(y),gnol);
glnol = min(y(i,:)>min(y),glnol);
phi_nol(i,:)=gnol-glnol;
end;
like0 = sum(log(phi_nol)); % maximumm
likelihoood dibawah Ho
like1 = sum(log(phitopi)); %maximumm
likelihoood dibawah H1
G2 = -2*(like0-like1);
%ukuran kebaikan model
like1 = sum(log(phitopi));
devians = -2*like1;
AIC = devians + 2*K;
% nilai phi masing-masing kategori
pp = diff(p1')';
% ringkasan statistik koordinat
minkoord(1,:) = min(east);
minkoord(2,:)= min(north);
maxkoord(1,:)= max(east);
maxkoord(2,:)= max(north);
rangekoord(1,:)= max(east)-min(east);
rangekoord(2,:)=max(north)-min(north);
% ringkasan statistik parameter
for i = 1:nvar+cyd;
mintheta(i,:)=min(thetatopi(:,i));
maxtheta(i,:)=max(thetatopi(:,i));
meantheta(i,:)=mean(thetatopi(:,i));
rangetheta(i,:)=max(thetatopi(:,i))-
min(thetatopi(:,i));
stdevtheta(i,:)= std(thetatopi(:,i));
end;

```

Lampiran 9. Script Menampilkan Output

```

%menampilkan output
disp
('=====')
disp('                                HASIL GWOLR
')
disp
('=====')
fprintf('\nbandwidth optimum = %8.3f',bdwt);
fprintf('\nScore CV = %8.3f',scoreCV);
fprintf('\nStatistik uji G2 = %8.3f',G2);
fprintf('\ndevidians = %8.3f',devians);
fprintf('\nJumlah Parameter Model =
%8.3f',K);
fprintf('\nAIC
=
%8.3f\n\n',AIC);
disp('    RINGKASAN STATISTIK PARAMETER MODEL
GWOLR');
disp('-----')
disp('    Min      Max      Range      Mean
Stdev ');
disp('-----')
disp([mintheta maxtheta rangetheta
fprintf('\nParameter Model = %8.3f\n\n');
disp(thetatopi);
fprintf('\nStandard Error = %8.3f\n\n');
disp(se);
fprintf('\nZ Hitung = %8.3f\n\n');
disp(zstat);
fprintf('\nP Value = %8.3f\n\n');
disp(pvalue);
fprintf('\nPhi = %8.3f\n\n');
disp(pp);

```

Lampiran 10. *Output* Pembobot, *Score CV*, dan Ringkasan Statistik Parameter

a. Pembobot *Gaussian*

=====				
HASIL GWOLR				
=====				
bandwidth optimum = 0.798				
Score CV = 1.096				
RINGKASAN STATISTIK PARAMETER MODEL GWOLR				

Min	Max	Range	Mean	Stdev

-306.8243	65.3407	372.1650	-131.1122	134.1475
-240.8238	119.7479	360.5718	-82.9578	127.3304
-0.6803	0.8475	1.5279	0.3304	0.4931
-0.2572	0.0229	0.2801	-0.1285	0.0754
-1.4216	6.1337	7.5553	3.5067	1.9233
0.5225	3.9983	3.4758	1.7813	0.8692
-1.3655	3.8641	5.2295	1.3882	1.8197
-0.0259	0.0301	0.0560	-0.0138	0.0122

b. Pembobot *Exponential*

=====				
HASIL GWOLR				
=====				
bandwidth optimum = 11.828				
Score CV = 1.893				

c. Pembobot *Bisquare*

=====				
HASIL GWOLR				
=====				
bandwidth optimum = 23.181				
Score CV = 2.418				

Lampiran 10. *Output* Pembobot, *Score CV*, dan Ringkasan Statistik Parameter (*lanjutan*)

d. Pembobot *Tricube*

=====
HASIL GWOLR
=====
bandwidth optimum = 34.084
Score CV = 3.776

Lampiran 11. Pemilihan Model *GWOLR* Terbaik

No	Kombinasi Variabel dalam Model	AIC
1	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$	23,670
2	X_2, X_3, X_4, X_5, X_6	26,747
3	X_1, X_3, X_4, X_5, X_6	29,326
4	X_1, X_2, X_4, X_5, X_6	25,326
5	X_1, X_2, X_3, X_5, X_6	31,239
6	X_1, X_2, X_3, X_4, X_6	30,537
7	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	29,110
8	X_3, X_4, X_5, X_6	29,920
9	X_2, X_4, X_5, X_6	23,964
10	X_2, X_3, X_5, X_6	27,421
11	X_2, X_3, X_4, X_6	23,512
12	X_2, X_3, X_4, X_5	29,137
13	X_1, X_4, X_5, X_6	27,137
14	X_1, X_3, X_5, X_6	39,684
15	X_1, X_3, X_4, X_6	28,377
16	X_1, X_3, X_4, X_5	26,062
17	X_1, X_2, X_5, X_6	31,696
18	X_1, X_2, X_4, X_6	27,685
19	X_1, X_2, X_4, X_5	29,388

Lampiran 11. Pemilihan Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Kombinasi Variabel dalam Model	AIC
20	X_1, X_2, X_3, X_6	30,903
21	X_1, X_2, X_3, X_5	28,055
22	X_1, X_2, X_3, X_4	25,530
23	X_4, X_5, X_6	27,800
24	X_3, X_5, X_6	36,809
25	X_3, X_4, X_6	33,039
26	X_3, X_4, X_5	34,945
27	X_2, X_5, X_6	28,226
28	X_2, X_4, X_6	27,882
29	X_2, X_4, X_5	29,154
30	X_2, X_3, X_6	31,574
31	X_2, X_3, X_5	43,669
32	X_2, X_3, X_4	32,600
33	X_1, X_5, X_6	31,501
34	X_1, X_4, X_6	27,495
35	X_1, X_4, X_5	29,733
36	X_1, X_3, X_6	31,408
37	X_1, X_3, X_5	49,773
38	X_1, X_3, X_4	40,827
39	X_1, X_2, X_6	35,623
40	X_1, X_2, X_5	45,813
41	X_1, X_2, X_4	40,119
42	X_1, X_2, X_3	36,028
43	X_1, X_2	54,668
44	X_1, X_3	52,654
45	X_1, X_4	40,029
46	X_1, X_5	46,063

Lampiran 11. Pemilihan Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Kombinasi Variabel dalam Model	AIC
47	X_1, X_6	42,205
48	X_2, X_3	55,544
49	X_2, X_4	48,058
50	X_2, X_5	46,243
51	X_2, X_6	37,180
52	X_3, X_4	44,690
53	X_3, X_5	48,967
54	X_3, X_6	39,771
55	X_4, X_5	43,663
56	X_4, X_6	32,111
57	X_5, X_6	34,694
58	X_1	55,994
59	X_2	57,047
60	X_3	58,792
61	X_4	43,595
62	X_5	50,842
63	X_6	54,703

Lampiran 12. Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan *p-value* Parameter Model *GWOLR* Terbaik

No	Provinsi	Parameter	Coef	SE	Z _{hitung}	<i>p-value</i>
1	Nanggroe Aceh Darussalam	$\hat{\alpha}_1$	-39,995	33,556	-1,192	0,233
		$\hat{\alpha}_2$	112,659	1378,930	0,082	0,935
		$\hat{\beta}_2$	-0,517	0,260	-1,992	0,046
		$\hat{\beta}_3$	11,931	5,831	2,046	0,041
		$\hat{\beta}_4$	3,796	2,138	1,776	0,076
		$\hat{\beta}_6$	-0,020	0,015	-1,350	0,177
2	Sumatera Utara	$\hat{\alpha}_1$	-30,399	16,995	-1,789	0,074
		$\hat{\alpha}_2$	80,402	104,527	0,769	0,442
		$\hat{\beta}_2$	-0,376	0,140	-2,688	0,007
		$\hat{\beta}_3$	8,662	3,127	2,770	0,006
		$\hat{\beta}_4$	2,851	1,117	2,552	0,011
		$\hat{\beta}_6$	-0,014	0,008	-1,825	0,068
3	Sumatera Barat	$\hat{\alpha}_1$	-18,445	8,502	-2,169	0,030
		$\hat{\alpha}_2$	51,967	77,969	0,667	0,505
		$\hat{\beta}_2$	-0,221	0,078	-2,853	0,004
		$\hat{\beta}_3$	5,023	1,722	2,917	0,004
		$\hat{\beta}_4$	1,796	0,586	3,064	0,002
		$\hat{\beta}_6$	-0,008	0,004	-2,026	0,043
4	Riau	$\hat{\alpha}_1$	-19,063	8,786	-2,170	0,030
		$\hat{\alpha}_2$	50,236	80,160	0,627	0,531
		$\hat{\beta}_2$	-0,217	0,080	-2,712	0,007
		$\hat{\beta}_3$	4,953	1,775	2,791	0,005
		$\hat{\beta}_4$	1,794	0,603	2,977	0,003
		$\hat{\beta}_6$	-0,008	0,004	-1,908	0,056

Lampiran 12. Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan *p-value* Parameter Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Provinsi	Parameter	Coef	SE	Z _{hitung}	<i>p-value</i>
5	Jambi	$\hat{\alpha}_1$	-10,023	6,004	-1,669	0,095
		$\hat{\alpha}_2$	32,919	71,131	0,463	0,644
		$\hat{\beta}_2$	-0,115	0,037	-3,118	0,002
		$\hat{\beta}_3$	2,441	0,852	2,865	0,004
		$\hat{\beta}_4$	1,127	0,355	3,175	0,001
		$\hat{\beta}_6$	-0,004	0,002	-1,779	0,075
6	Sumatera Selatan	$\hat{\alpha}_1$	-3,361	5,102	-0,659	0,510
		$\hat{\alpha}_2$	37,508	48,883	0,767	0,443
		$\hat{\beta}_2$	-0,106	0,023	-4,622	0,000
		$\hat{\beta}_3$	1,806	0,484	3,729	0,000
		$\hat{\beta}_4$	1,077	0,273	3,939	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,003	0,002	-1,703	0,088
7	Bengkulu	$\hat{\alpha}_1$	-8,646	6,110	-1,415	0,157
		$\hat{\alpha}_2$	34,862	69,807	0,499	0,617
		$\hat{\beta}_2$	-0,118	0,039	-3,016	0,003
		$\hat{\beta}_3$	2,416	0,903	2,675	0,007
		$\hat{\beta}_4$	1,118	0,362	3,091	0,002
		$\hat{\beta}_6$	-0,004	0,002	-1,670	0,095
8	Lampung	$\hat{\alpha}_1$	5,085	4,927	1,032	0,302
		$\hat{\alpha}_2$	53,880	15,117	3,564	0,000
		$\hat{\beta}_2$	-0,140	0,030	-4,718	0,000
		$\hat{\beta}_3$	1,687	0,415	4,068	0,000
		$\hat{\beta}_4$	1,475	0,358	4,117	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,003	0,001	-2,832	0,005

Lampiran 12. Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan *p-value* Parameter Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Provinsi	Parameter	Coef	SE	Z _{hitung}	<i>p-value</i>
9	Bangka Belitung	$\hat{\alpha}_1$	-0,483	5,066	-0,095	0,924
		$\hat{\alpha}_2$	44,009	29,628	1,485	0,137
		$\hat{\beta}_2$	-0,121	0,026	-4,635	0,000
		$\hat{\beta}_3$	1,801	0,440	4,090	0,000
		$\hat{\beta}_4$	1,259	0,312	4,033	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,003	0,002	-1,716	0,086
10	Kepulauan Riau	$\hat{\alpha}_1$	-13,856	7,635	-1,815	0,070
		$\hat{\alpha}_2$	38,697	83,579	0,463	0,643
		$\hat{\beta}_2$	-0,152	0,069	-2,193	0,028
		$\hat{\beta}_3$	3,376	1,564	2,159	0,031
		$\hat{\beta}_4$	1,389	0,528	2,631	0,009
		$\hat{\beta}_6$	-0,005	0,004	-1,452	0,147
11	DKI Jakarta	$\hat{\alpha}_1$	10,231	5,469	1,871	0,061
		$\hat{\alpha}_2$	72,964	20,283	3,597	0,000
		$\hat{\beta}_2$	-0,181	0,041	-4,453	0,000
		$\hat{\beta}_3$	1,880	0,480	3,913	0,000
		$\hat{\beta}_4$	1,984	0,478	4,148	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,003	0,001	-2,700	0,007
12	Jawa Barat	$\hat{\alpha}_1$	12,559	6,002	2,092	0,036
		$\hat{\alpha}_2$	82,685	25,341	3,263	0,001
		$\hat{\beta}_2$	-0,202	0,048	-4,214	0,000
		$\hat{\beta}_3$	1,994	0,547	3,646	0,000
		$\hat{\beta}_4$	2,243	0,558	4,019	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,004	0,002	-2,401	0,016

Lampiran 12. Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan *p-value* Parameter Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Provinsi	Parameter	Coef	SE	Z _{hitung}	<i>p-value</i>
13	Jawa Tengah	$\hat{\alpha}_1$	8,310	5,627	1,477	0,140
		$\hat{\alpha}_2$	73,610	75,730	0,972	0,331
		$\hat{\beta}_2$	-0,170	0,045	-3,799	0,000
		$\hat{\beta}_3$	1,753	0,520	3,368	0,001
		$\hat{\beta}_4$	2,078	0,520	3,997	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,005	0,002	-2,057	0,040
14	DI Yogyakarta	$\hat{\alpha}_1$	9,663	6,025	1,604	0,109
		$\hat{\alpha}_2$	77,398	76,601	1,010	0,312
		$\hat{\beta}_2$	-0,178	0,049	-3,659	0,000
		$\hat{\beta}_3$	1,773	0,566	3,131	0,002
		$\hat{\beta}_4$	2,159	0,564	3,825	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,005	0,003	-1,900	0,057
15	Jawa Timur	$\hat{\alpha}_1$	-2,059	6,075	-0,339	0,735
		$\hat{\alpha}_2$	44,383	94,735	0,469	0,639
		$\hat{\beta}_2$	-0,096	0,040	-2,393	0,017
		$\hat{\beta}_3$	1,212	0,528	2,297	0,022
		$\hat{\beta}_4$	1,608	0,480	3,353	0,001
		$\hat{\beta}_6$	-0,007	0,002	-2,927	0,003
16	Banten	$\hat{\alpha}_1$	9,002	5,323	1,691	0,091
		$\hat{\alpha}_2$	67,442	18,194	3,707	0,000
		$\hat{\beta}_2$	-0,169	0,037	-4,532	0,000
		$\hat{\beta}_3$	1,807	0,457	3,950	0,000
		$\hat{\beta}_4$	1,827	0,442	4,134	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,003	0,001	-2,890	0,004

Lampiran 12. Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan *p-value* Parameter Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Provinsi	Parameter	Coef	SE	Z _{hitung}	<i>p-value</i>
17	Bali	$\hat{\alpha}_1$	-10,919	11,858	-0,921	0,357
		$\hat{\alpha}_2$	27,397	71,927	0,381	0,703
		$\hat{\beta}_2$	-0,058	0,042	-1,396	0,163
		$\hat{\beta}_3$	0,973	0,914	1,065	0,287
		$\hat{\beta}_4$	1,644	0,829	1,983	0,047
		$\hat{\beta}_6$	-0,008	0,003	-2,545	0,011
18	NTB	$\hat{\alpha}_1$	-15,845	16,716	-0,948	0,343
		$\hat{\alpha}_2$	21,221	74,486	0,285	0,776
		$\hat{\beta}_2$	-0,050	0,050	-0,997	0,319
		$\hat{\beta}_3$	1,016	1,175	0,865	0,387
		$\hat{\beta}_4$	1,749	1,085	1,611	0,107
		$\hat{\beta}_6$	-0,008	0,003	-2,295	0,022
19	NTT	$\hat{\alpha}_1$	-6,941	7,786	-0,892	0,373
		$\hat{\alpha}_2$	17,258	104,087	0,166	0,868
		$\hat{\beta}_2$	-0,024	0,025	-0,953	0,341
		$\hat{\beta}_3$	0,280	0,717	0,391	0,696
		$\hat{\beta}_4$	0,968	0,480	2,015	0,044
		$\hat{\beta}_6$	-0,003	0,003	-1,006	0,315
20	Kalimantan Barat	$\hat{\alpha}_1$	0,060	7,131	0,008	0,993
		$\hat{\alpha}_2$	56,212	98,513	0,571	0,568
		$\hat{\beta}_2$	-0,150	0,047	-3,195	0,001
		$\hat{\beta}_3$	2,114	0,557	3,792	0,000
		$\hat{\beta}_4$	1,716	0,550	3,121	0,002
		$\hat{\beta}_6$	-0,005	0,003	-1,542	0,123

Lampiran 12. Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan *p-value* Parameter Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Provinsi	Parameter	Coef	SE	Z _{hitung}	<i>p-value</i>
21	Kalimantan Tengah	$\hat{\alpha}_1$	-17,839	7,963	-2,240	0,025
		$\hat{\alpha}_2$	23,949	80,205	0,299	0,765
		$\hat{\beta}_2$	-0,075	0,027	-2,790	0,005
		$\hat{\beta}_3$	1,768	0,597	2,959	0,003
		$\hat{\beta}_4$	1,817	0,518	3,509	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,010	0,003	-3,273	0,001
22	Kalimantan Selatan	$\hat{\alpha}_1$	-19,030	9,212	-2,066	0,039
		$\hat{\alpha}_2$	22,332	75,521	0,296	0,767
		$\hat{\beta}_2$	-0,070	0,030	-2,363	0,018
		$\hat{\beta}_3$	1,676	0,679	2,470	0,014
		$\hat{\beta}_4$	1,872	0,608	3,077	0,002
		$\hat{\beta}_6$	-0,010	0,003	-3,504	0,000
23	Kalimantan Timur	$\hat{\alpha}_1$	-27,986	9,954	-2,812	0,005
		$\hat{\alpha}_2$	11,356	97,977	0,116	0,908
		$\hat{\beta}_2$	-0,065	0,029	-2,234	0,025
		$\hat{\beta}_3$	2,105	0,766	2,748	0,006
		$\hat{\beta}_4$	1,961	0,602	3,259	0,001
		$\hat{\beta}_6$	-0,009	0,003	-2,979	0,003
24	Kalimantan Utara	$\hat{\alpha}_1$	-32,930	17,505	-1,881	0,060
		$\hat{\alpha}_2$	9,907	85,998	0,115	0,908
		$\hat{\beta}_2$	-0,086	0,047	-1,810	0,070
		$\hat{\beta}_3$	2,745	1,580	1,737	0,082
		$\hat{\beta}_4$	2,267	0,888	2,553	0,011
		$\hat{\beta}_6$	-0,011	0,008	-1,362	0,173

Lampiran 12. Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan *p-value* Parameter Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Provinsi	Parameter	Coef	SE	Z _{hitung}	<i>p-value</i>
25	Sulawesi Utara	$\hat{\alpha}_1$	-9,659	5,894	-1,639	0,101
		$\hat{\alpha}_2$	23,227	75,144	0,309	0,757
		$\hat{\beta}_2$	-0,050	0,017	-2,872	0,004
		$\hat{\beta}_3$	1,011	0,651	1,553	0,120
		$\hat{\beta}_4$	1,291	0,302	4,269	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,011	0,006	-1,761	0,078
26	Sulawesi Tengah	$\hat{\alpha}_1$	-16,977	5,034	-3,372	0,001
		$\hat{\alpha}_2$	14,425	70,128	0,206	0,837
		$\hat{\beta}_2$	-0,051	0,016	-3,105	0,002
		$\hat{\beta}_3$	1,401	0,497	2,819	0,005
		$\hat{\beta}_4$	1,394	0,304	4,591	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,007	0,003	-2,528	0,011
27	Sulawesi Selatan	$\hat{\alpha}_1$	-16,027	6,333	-2,531	0,011
		$\hat{\alpha}_2$	14,327	91,663	0,156	0,876
		$\hat{\beta}_2$	-0,037	0,020	-1,850	0,064
		$\hat{\beta}_3$	1,000	0,519	1,925	0,054
		$\hat{\beta}_4$	1,365	0,404	3,380	0,001
		$\hat{\beta}_6$	-0,006	0,002	-2,803	0,005
28	Sulawesi Tenggara	$\hat{\alpha}_1$	-10,201	4,234	-2,409	0,016
		$\hat{\alpha}_2$	16,878	85,027	0,199	0,843
		$\hat{\beta}_2$	-0,037	0,014	-2,717	0,007
		$\hat{\beta}_3$	0,836	0,437	1,912	0,056
		$\hat{\beta}_4$	1,052	0,248	4,239	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,005	0,002	-2,123	0,034

Lampiran 12. Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan *p-value* Parameter Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Provinsi	Parameter	Coef	SE	Z _{hitung}	<i>p-value</i>
29	Gorontalo	$\hat{\alpha}_1$	-11,566	5,158	-2,243	0,025
		$\hat{\alpha}_2$	20,240	105,528	0,192	0,848
		$\hat{\beta}_2$	-0,050	0,016	-3,162	0,002
		$\hat{\beta}_3$	1,127	0,563	2,002	0,045
		$\hat{\beta}_4$	1,272	0,274	4,638	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,009	0,005	-1,703	0,089
30	Sulawesi Barat	$\hat{\alpha}_1$	-18,765	5,838	-3,214	0,001
		$\hat{\alpha}_2$	13,842	87,112	0,159	0,874
		$\hat{\beta}_2$	-0,047	0,019	-2,519	0,012
		$\hat{\beta}_3$	1,372	0,502	2,731	0,006
		$\hat{\beta}_4$	1,480	0,374	3,953	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,007	0,002	-3,101	0,002
31	Maluku	$\hat{\alpha}_1$	-4,473	6,344	-0,705	0,481
		$\hat{\alpha}_2$	22,119	75,855	0,292	0,771
		$\hat{\beta}_2$	-0,033	0,018	-1,786	0,074
		$\hat{\beta}_3$	0,484	0,696	0,694	0,487
		$\hat{\beta}_4$	0,902	0,296	3,050	0,002
		$\hat{\beta}_6$	-0,009	0,006	-1,441	0,149
32	Maluku Utara	$\hat{\alpha}_1$	-6,488	6,434	-1,008	0,313
		$\hat{\alpha}_2$	25,431	71,941	0,354	0,724
		$\hat{\beta}_2$	-0,044	0,019	-2,332	0,020
		$\hat{\beta}_3$	0,735	0,712	1,031	0,302
		$\hat{\beta}_4$	1,160	0,321	3,613	0,000
		$\hat{\beta}_6$	-0,013	0,007	-1,912	0,056

Lampiran 12. Nilai Koefisien, SE, Z-hitung, dan *p-value* Parameter Model *GWOLR* Terbaik (*lanjutan*)

No	Provinsi	Parameter	Coef	SE	Z _{hitung}	<i>p-value</i>
33	Papua Barat	$\hat{\alpha}_1$	-0,960	10,619	-0,090	0,928
		$\hat{\alpha}_2$	28,908	72,126	0,401	0,689
		$\hat{\beta}_2$	-0,031	0,030	-1,045	0,296
		$\hat{\beta}_3$	0,228	1,177	0,194	0,847
		$\hat{\beta}_4$	0,934	0,497	1,877	0,060
		$\hat{\beta}_6$	-0,016	0,010	-1,568	0,117
34	Papua	$\hat{\alpha}_1$	-0,107	11,889	-0,009	0,993
		$\hat{\alpha}_2$	-1,808	72,040	-0,025	0,980
		$\hat{\beta}_2$	-0,036	0,042	-0,856	0,392
		$\hat{\beta}_3$	0,319	0,914	0,349	0,727
		$\hat{\beta}_4$	0,341	0,829	0,412	0,681
		$\hat{\beta}_6$	0,070	0,020	3,482	0,000

Lampiran 13. Peluang Tiap Kategori IPM dan Prediksi Kategori IPM Berdasarkan Model *GWOLR* Terbaik

No	Provinsi	$\hat{\pi}_2^*$	$\hat{\pi}_2^*$	$\hat{\pi}_2^*$	\hat{Y}
1	Nanggroe Aceh Darussalam	0,007	0,993	0,000	3
2	Sumatera Utara	0,011	0,989	0,000	3
3	Sumatera Barat	0,000	1,000	0,000	3
4	Riau	0,000	1,000	0,000	3
5	Jambi	0,000	1,000	0,000	3
6	Sumatera Selatan	0,270	0,730	0,000	3
7	Bengkulu	0,004	0,996	0,000	3
8	Lampung	0,893	0,107	0,000	2
9	Bangka Belitung	0,000	1,000	0,000	3
10	Kepulauan Riau	0,000	1,000	0,000	3
11	DKI Jakarta	0,000	0,000	1,000	4
12	Jawa Barat	0,000	1,000	0,000	3
13	Jawa Tengah	0,000	1,000	0,000	3
14	DI Yogyakarta	0,000	1,000	0,000	3
15	Jawa Timur	0,028	0,972	0,000	3
16	Banten	0,000	1,000	0,000	3
17	Bali	0,000	1,000	0,000	3
18	NTB	0,914	0,086	0,000	2
19	NTT	1,000	0,000	0,000	2
20	Kalimantan Barat	0,970	0,030	0,000	2
21	Kalimantan Tengah	0,003	0,997	0,000	3
22	Kalimantan Selatan	0,000	1,000	0,000	2
23	Kalimantan Timur	0,012	0,988	0,000	3
24	Kalimantan Utara	0,002	0,998	0,000	3
25	Sulawesi Utara	0,060	0,940	0,000	3
26	Sulawesi Tengah	0,963	0,037	0,000	2
27	Sulawesi Selatan	0,010	0,990	0,000	3
28	Sulawesi Tenggara	0,730	0,270	0,000	2
29	Gorontalo	0,782	0,218	0,000	2
30	Sulawesi Barat	0,741	0,259	0,000	2
31	Maluku	1,000	0,000	0,000	2
32	Maluku Utara	0,706	0,294	0,000	2
33	Papua Barat	1,000	0,000	0,000	2
34	Papua	0,988	0,012	0,000	2

BIODATA PENULIS



Penulis Tugas Akhir ini bernama lengkap Fariz dengan nama panggilan Fariz. Penulis lahir 31 Juli 1999 di Pasuruan yang merupakan anak ketiga dari lima bersaudara pasangan Bapak Mahmud Ibrahim dan Ibu Fatimah. Penulis pernah menempuh pendidikan formal di SD Negeri Pegirian II Surabaya, SMP Negeri 5 Surabaya, dan SMA Negeri 2 Surabaya. Setelah itu, melalui jalur mandiri penulis diterima sebagai mahasiswa Departemen Statistika ITS pada tahun 2017.

Selama masa perkuliahan, penulis pernah aktif di organisasi Himpunan Mahasiswa Statistika ITS (HIMASTA-ITS) sebagai staff Departemen Kesenian dan Olahraga periode 2018-2019. Selain itu, penulis juga pernah aktif dalam kegiatan kepanitiaan antara lain Pekan Raya Statistika (PRS) 2019, Statistics Competition (STATION), dan lain-lain serta mengikuti beberapa seminar tingkat nasional. Selain aktif dalam berorganisasi, penulis juga pernah melakukan Kerja Praktik (KP) di Bank Indonesia Pusat Jakarta pada tahun 2021 dan juga magang pada di PT Pelabuhan Indonesia melalui Program Magang Mahasiswa Bersertifikat (PMMB) BUMN Batch II 2021. Bagi pembaca yang ingin bertanya, berdiskusi, memberikan saran atau kritik mengenai Tugas Akhir yang telah disusun ini dapat menghubungi email farizbamazruq@gmail.com.