

SKRIPSI

**ANALISIS REGRESI SPASIAL UNTUK MENGIDENTIFIKASI
FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI TINGKAT
KEMISKINAN DI PULAU SULAWESI TAHUN 2023**



**ELVIANI TANDE
E0220509**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS SULAWESI BARAT
TAHUN 2024**

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

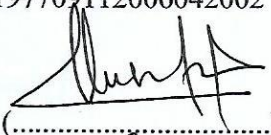

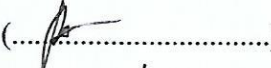
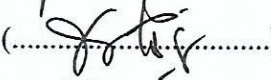
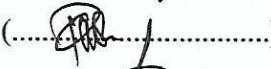

Nama : Elviani Tande
NIM : E0220509
Judul : Analisis Regresi Spasial untuk Mengidentifikasi Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan di Pulau Sulawesi Tahun 2023

Telah berhasil dipertanggungjawabkan dihadapan Tim Penguji (SK Nomor 49/UN55.7/HK.04/2024, tanggal 10 Juli 2024) dan diterima sebagai bagian persyaratan memperoleh gelar Sarjana S1 Statistika pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sulawesi Barat.

Disahkan oleh:


Dekan FMIPA
Universitas Sulawesi Barat
Musafira, S.Si., M.Sc.
NIP: 197709112006042002

Tim Penguji:

Ketua Penguji	: Musafira, S.Si., M.Sc.	 (.....)
Sekretaris	: Muh. Hijrah, S.Pd., M.Si.	 (.....)
Pembimbing 1	: Reski Wahyu Yanti, S.Si., M.Si.	 (.....)
Pembimbing 2	: Retno Mayapada, S.Si., M.Si.	 (.....)
Penguji 1	: Fardinah S.Si., M.Sc.	 (.....)
Penguji 2	: Putri Indi Rahayu, S.Si., M.Stat.	 (.....)
Penguji 3	: Supardi Muh. Said, S.Pd., M.PdI.	 (.....)

ABSTRAK

Kemiskinan merupakan masalah yang sulit diatasi terutama bagi negara berkembang seperti Indonesia. Berdasarkan berita resmi statistik tahun 2023, Pulau Sulawesi menjadi satu-satunya pulau yang mengalami kenaikan persentase penduduk miskin dan berada pada urutan ketiga tingkat kemiskinan tertinggi menurut pulau utama. Tingkat kemiskinan suatu wilayah sering kali dipengaruhi oleh kondisi lingkungan dan geografisnya serta posisinya dalam konteks wilayah lainnya. Kemiskinan di suatu wilayah tidak lepas dari pengaruh kemiskinan di wilayah berdekatan yang mengindikasikan adanya faktor lokasi. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan metode regresi spasial. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan dan mengidentifikasi pengaruh spasial di Pulau Sulawesi. Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan terdapat dua variabel yang signifikan berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan yaitu Indeks Pembangunan Manusia dan Jumlah Penduduk. Model terbaik untuk memodelkan tingkat kemiskinan yaitu *Spatial Autoregressive Model* (SAR).

Kata Kunci: Kemiskinan, Regresi spasial, *Spatial Autoregressive Model*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemiskinan merupakan masalah yang sulit diatasi terutama bagi negara berkembang seperti Indonesia. Kemiskinan didefinisikan sebagai keadaan dimana seseorang atau masyarakat di suatu negara tidak dapat memenuhi kebutuhan pokok seperti sandang dan pangan. Selain sandang dan pangan terdapat juga faktor lain seperti pendidikan, kesehatan dan pendapatan yang menjadi indikator seseorang atau masyarakat dikatakan miskin. Kemudian, kemiskinan memiliki peranan penting dalam menentukan keberhasilan pembangunan suatu negara. Semakin rendah angka kemiskinan suatu negara semakin baik pembangunan negara tersebut. Sebaliknya, semakin tinggi angka kemiskinan semakin sulit bagi pembangunan untuk berkembang. Adanya kemiskinan tentu sangat meresahkan bagi semua pihak baik pemerintah, masyarakat, atau individu. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa kemiskinan merupakan masalah yang kronis sehingga sangat penting untuk dikaji guna memerangi kemiskinan (Damanik dan Sidauruk, 2020).

Berdasarkan berita resmi statistik tahun 2023, Pulau Sulawesi menjadi satunya-satunya pulau yang mengalami kenaikan persentase penduduk miskin. Seluruh pulau mengalami penurunan persentase penduduk miskin kecuali Pulau Sulawesi. Persentase penduduk miskin di Pulau Sulawesi pada Maret tahun 2023 adalah 10,08%. Angka ini mengalami kenaikan jika dibandingkan dengan data pada September tahun 2022 yaitu 10,06% yang mengalami peningkatan sebesar 0,02%. Pulau Sulawesi berada pada urutan ketiga tingkat kemiskinan tertinggi menurut pulau utama.

Tingkat kemiskinan suatu wilayah sering kali dipengaruhi oleh kondisi lingkungan dan geografisnya serta posisinya dalam konteks wilayah lainnya. Hal ini disebabkan karena setiap wilayah memiliki karakteristik unik dalam hal pendidikan, sosial, budaya, demografi, ekonomi, dan sumber daya yang mempengaruhi munculnya masalah yang bervariasi. Oleh karena itu, penyebab kemiskinan di setiap wilayah bisa sangat berbeda sesuai dengan kondisi khusus

yang dimiliki masing-masing wilayah. Nirmala dan Pramesti (2021) menjelaskan bahwa kemiskinan di suatu wilayah tidak terlepas dari pengaruh kemiskinan di wilayah berdekatan yang mengindikasikan adanya faktor lokasi (spasial). Sesuai dengan hukum geografi pertama oleh Tobler (1970), yang menyatakan bahwa segala sesuatu itu saling berhubungan satu dengan yang lain tetapi sesuatu yang lebih dekat akan lebih memiliki pengaruh daripada sesuatu yang berjauhan.

Efek spasial menyebabkan data antar pengamatan sulit untuk memenuhi asumsi regresi linier yaitu asumsi residual independen. Oleh karena itu, dalam pemodelan jumlah penduduk miskin metode regresi spasial menjadi solusi yang tepat (Nirmala dan Pramesti, 2021). Karakteristik antar daerah yang berbeda beda memerlukan pendekatan yang memperhitungkan perbedaan karakteristik antar daerah dalam pembuatan model sehingga dengan penerapan regresi spasial diharapkan dapat menghasilkan model kemiskinan yang sesuai dengan kekhasan setiap daerah sehingga lebih efektif dalam upaya mengurangi jumlah penduduk miskin (Aulele dkk., 2021).

Beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan pendekatan regresi spasial untuk menganalisis faktor-faktor yang berhubungan dengan kemiskinan di Indonesia, seperti penelitian yang dilakukan oleh Purba dan Soleman (2020). Purba dan Soleman (2020) melakukan penelitian menggunakan analisis spasial mengenai faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan di Provinsi Papua tahun 2019 dengan menggunakan lima variabel independen yaitu tingkat pengangguran, Indeks Pembangunan Manusia, Pertumbuhan Ekonomi, Rasio Ketergantungan, dan Jumlah Penduduk. Hasil dari penelitian ini menunjukkan variabel yang signifikan dan berpengaruh negatif terhadap kemiskinan adalah Indeks Pembangunan Manusia serta memperoleh model regresi terbaik yang digunakan adalah Regresi *Spatial Autoregressive* (SAR).

Penelitian serupa juga dilakukan oleh Tumanggor dan Simamora (2023) yaitu menerapkan regresi spasial untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia di Sumatera Utara. Berdasarkan penelitian ini, model regresi yang sesuai untuk pemodelan Indeks Pembangunan Manusia adalah model SAR dan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan adalah

Angka Partisipasi Murni (APM) tingkat SMA, tingkat kemiskinan, Tingkat Pengangguran Terbuka dan PDRB atas dasar Harga. Begitu pula dengan penelitian yang dilakukan oleh Usali dkk., (2021) yang menunjukkan model SAR lebih baik digunakan dalam pemodelan spasial dengan faktor-faktor yang secara signifikan mempengaruhi Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja adalah Upah minimum Provinsi, Rata-rata lama sekolah, dan Jumlah Penduduk.

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, maka penulis tertarik untuk melakukan suatu penelitian ilmiah yang dituangkan dalam bentuk skripsi dengan judul **“Analisis Regresi Spasial untuk Mengidentifikasi Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan di Pulau Sulawesi Tahun 2023”**.

1.2 Rumusan Masalah

1. Apakah ada pengaruh antara tingkat kemiskinan di suatu kabupaten/kota dengan kabupaten/kota lain di Pulau Sulawesi?
2. Faktor-faktor apa saja yang berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan di Pulau Sulawesi tahun 2023?
3. Bagaimana persamaan regresi spasial pada data tingkat kemiskinan di Pulau Sulawesi tahun 2023?

1.3 Tujuan Penelitian

1. Mengetahui apakah ada pengaruh antara tingkat kemiskinan di suatu kabupaten/kota dengan kabupaten/kota lain di Pulau Sulawesi
2. Mengetahui faktor-faktor apa saja yang berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan di Pulau Sulawesi tahun 2023
3. Mengetahui persamaan regresi spasial pada data tingkat kemiskinan di Pulau Sulawesi tahun 2023

1.4 Manfaat Penelitian

1. Sebagai sarana implementasi ilmu yang telah dipelajari semasa perkuliahan.
2. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjelaskan faktor-faktor apa saja yang berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan di Pulau Sulawesi tahun 2023
3. Dapat dijadikan referensi bagi pembaca dalam menambah wawasan tentang analisis regresi spasial.

1.5 Batasan Masalah

1. Objek penelitian ini adalah Pulau Sulawesi yang terdiri atas 81 Kabupaten.
2. Variabel yang digunakan pada penelitian adalah persentase penduduk miskin, indeks pembangunan manusia, jumlah penduduk, produk domestik regional bruto, tingkat pengangguran terbuka, tingkat partisipasi angkatan kerja.
3. Model regresi spasial yang digunakan *Spatial Error Model (SEM)*, *Spatial Autoregressive Model (SAR)* dan *Spatial Autoregressive Moving Average (SARMA)*.
4. Data yang digunakan diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik Provinsi tiap provinsi yang ada di Pulau Sulawesi.
5. Analisis regresi spasial dilakukan dengan menggunakan matriks pembobot jarak *K-Nearest Neighbor*.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Kemiskinan

Menurut Badan Pusat Statistik (2024), kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran. Kemiskinan biasanya dipahami dalam pengertian sederhana yaitu sebagai keadaan dimana seseorang kekurangan uang, memiliki tingkat pendapatan yang rendah, dan tidak dapat memenuhi kebutuhan dasar sehari-hari. Namun sebenarnya kemiskinan adalah masalah yang sangat kompleks baik dari faktor penyebabnya maupun dampak yang ditimbulkannya.

Kemiskinan dapat didefinisikan sebagai suatu standar tingkat hidup yang rendah yaitu adanya suatu tingkat kekurangan materi pada sejumlah atau golongan orang dibandingkan dengan standar kehidupan yang umum berlaku dalam masyarakat yang bersangkutan. Standar kehidupan yang rendah ini secara langsung tampak pengaruhnya terhadap tingkat kesehatan, kehidupan moral, dan rasa harga diri dari mereka yang tergolong sebagai orang miskin (Suparlan, 1995). Menurut Kuncoro (2004) kemiskinan sebagai perkiraan tingkat pendapatan, kebutuhan pokok, dan kebutuhan dasar minimum yang memungkinkan seseorang untuk dapat hidup secara layak. Bila pendapatan tidak dapat memenuhi kebutuhan pokok atau kebutuhan dasar minimum, maka orang tersebut dapat dikatakan miskin.

Definisi kemiskinan dapat dilihat dari berbagai sudut pandang, antara lain (Maipita, 2014):

1. Kemiskinan menurut standar hidup layak. Kelompok ini berpendapat kemiskinan terjadi ketika tidak terpenuhinya kebutuhan pokok atau kebutuhan dasar. Artinya, seseorang atau suatu rumah tangga termasuk dalam kategori miskin bila keluarga tersebut tidak mampu memenuhi kebutuhan pokok sesuai dengan standar hidup layak. Kemiskinan seperti ini disebut dengan kemiskinan absolut.

2. Kemiskinan menurut tingkat pendapatan. Pandangan ini berpendapat bahwa kemiskinan terjadi disebabkan oleh kurangnya pendapatan untuk memenuhi kebutuhan hidup layak.

Kedua sudut pandang itu adalah sama, yaitu ketidakmampuan memenuhi kebutuhan pokok atau hidup layak, disebut dengan kemiskinan menurut *basic needs approach*.

Berdasarkan pendapat para ahli tersebut dapat disimpulkan bahwa kemiskinan dapat didefinisikan sebagai kondisi di mana seseorang atau kelompok mengalami kekurangan materi dibandingkan dengan standar kehidupan yang berlaku dalam masyarakat. Hal ini berdampak pada aspek kesehatan, moral, dan harga diri. Ada dua pandangan definisi mengenai kemiskinan, yaitu Kemiskinan menurut standar hidup layak dan kemiskinan yang disebabkan oleh rendahnya tingkat pendapatan. Kedua pandangan itu sama, yang dikategorikan kemiskinan menurut *basic needs approach*.

Kemiskinan merupakan salah satu persoalan mendasar karena mencakup pemenuhan kebutuhan dasar manusia. Selain itu, kemiskinan merupakan masalah global karena kemiskinan merupakan masalah yang dihadapi banyak negara dan kemiskinan juga merupakan masalah kemanusiaan yang menghambat kesejahteraan dan peradapan sehingga semua setuju bahwa kemiskinan harus ditanggulangi (Deffrinica, 2017).

2.2 Penduduk Miskin

Penduduk miskin adalah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah Garis Kemiskinan (GK). Garis Kemiskinan terdiri dari 2 komponen yaitu garis kemiskinan makanan (GKM) dan garis kemiskinan bukan makanan (GKBM). Garis kemiskinan makanan merupakan nilai pengeluaran kebutuhan minimum makanan yang disetarakan dengan 2.100 kkalori per kapita per hari dan garis kemiskinan bukan makanan adalah kebutuhan minimum untuk perumahan, sandang, pendidikan, dan kesehatan (Badan Pusat Statistik, 2024).

2.3 Indeks Pembangunan Manusia

Indeks Pembangunan Manusia adalah ukuran ringkas rata capaian keberhasilan dimensi utama pembangunan manusia yaitu umur panjang dan hidup sehat, mempunyai pengetahuan, dan memiliki standar hidup yang layak. Umur panjang dan hidup sehat digambarkan oleh angka harapan hidup saat lahir (e_0) yaitu jumlah tahun yang diharapkan dapat ditempuh oleh bayi yang baru lahir untuk hidup dengan asumsi bahwa pola angka kematian menurut umur pada saat kelahiran sama sepanjang usia bayi.

Pengetahuan diukur melalui indikator rata-rata lama sekolah dan harapan lama sekolah. Rata-rata lama sekolah adalah rata-rata lamanya (tahun) penduduk usia 25 tahun ke atas dalam menjalani pendidikan formal. Harapan lama sekolah didefinisikan sebagai lamanya (tahun) sekolah yang diharapkan akan dirasakan oleh anak pada umur tertentu di masa mendatang. Standar hidup yang layak digambarkan oleh pengeluaran per kapita disesuaikan yang ditentukan dari nilai pengeluaran per kapita dan paritas daya beli (Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Barat, 2024).

2.4 Jumlah Penduduk

Jumlah penduduk adalah jumlah masyarakat yang tinggal di suatu wilayah dan menetap untuk mendiami suatu daerah pada suatu waktu tertentu (Yenny dan Anwar, 2020). Jumlah penduduk sangat berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan, khususnya di negara-negara berkembang, dimana semakin banyak jumlah penduduk, maka akan semakin tinggi angka kemiskinannya (Damanik dan Sidauruk, 2020).

2.5 Produk Domestik Regional Bruto

Nilai produksi barang dan jasa yang dihasilkan di suatu daerah atau wilayah dalam jangka waktu tertentu, biasanya satu tahun disebut Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) (Putri, 2020). Jika PDRB suatu daerah tinggi maka pembangunan di daerah tersebut akan lebih baik yang secara tidak langsung dapat mengurangi angka kemiskinan. Hal ini dapat terjadi karena PDRB yang lebih tinggi

memungkinkan daerah tersebut untuk memperbaiki sarana dan prasarananya sehingga dapat meningkatkan ekonominya. PDRB yang tinggi juga akan membantu masyarakat yang menganggur dengan menyediakan lapangan pekerjaan, dalam mengoptimalkan potensi daerahnya termasuk potensi alamnya, sumber daya modal, dan lainnya (Damanik dan Sidauruk, 2020).

2.6 Tingkat Pengangguran Terbuka

Menurut Badan Pusat Statistik 2024 konsep pengangguran terbuka yaitu penduduk yang aktif mencari pekerjaan mencakup pula kelompok penduduk yang sedang mempersiapkan usaha/pekerjaan baru, kelompok penduduk yang tidak mencari pekerjaan karena merasa tidak mungkin mendapatkan pekerjaan serta kelompok penduduk yang tidak aktif mencari pekerjaan dengan alasan sudah mempunyai pekerjaan tetapi belum mulai bekerja (BPS Provinsi Sulawesi Barat, 2024).

Dalam lingkungan sosial ekonomi tingkat pengangguran memiliki pengaruh terhadap tingkat kemiskinan dari sisi konsumsi dan pendapatan. Dari sisi pendapatan pengangguran secara otomatis tidak memiliki pendapatan untuk memenuhi kebutuhan standar hidupnya sehingga kemiskinan akan terus meningkat. Kemudian dari sisi konsumsi tingkat kemiskinan akan meningkat sebagai akibat dari pengangguran karena konsumsi yang dapat dilakukan akan semakin terbatas dibawah standar konsumsi lingkungan masyarakat yang pada akhirnya mengurangi capaian tingkat kesejahteraan masyarakat (Adam dkk., 2022 dalam Mukarromah, 2022). Menurunnya kesejahteraan masyarakat akan meningkatkan kemungkinan mereka terjebak dalam kemiskinan karena kekurangan pendapatan yang diakibatkan oleh pengangguran (Salsabila dkk., 2021 dalam Adam dkk., 2022.)

2.7 Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja

Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) adalah orang usia kerja yang terlibat dalam pasar tenaga kerja baik yang bekerja maupun yang sedang mencari pekerjaan. Semakin tinggi tingkat partisipasi pekerja dalam suatu perekonomian semakin banyak pekerja yang tersedia untuk memproduksi barang dan jasa (Mumekhdkk., 2023). Angkatan kerja adalah orang-orang berusia 15 tahun ke atas yang bekerja, memiliki pekerjaan tetapi sementara tidak bekerja atau masih pengangguran (BPS Provinsi Sulawesi Barat, 2024). Banyaknya angkatan kerja tetapi ketersediaan lapangan kerja yang tidak cukup dapat mengakibatkan bertambahnya jumlah pengangguran yang menyebabkan kemiskinan (Damanik dan Sidauruk, 2020).

2.8 Visualisasi Data

Visualisasi data adalah proses menggunakan elemen visual seperti diagram, grafik, dan peta untuk menampilkan data. Visualisasi data mengubah data yang kompleks, bervolume tinggi, atau numerik menjadi representasi visual yang lebih mudah diproses. Alat visualisasi data meningkatkan dan mengotomatiskan proses komunikasi visual untuk mendapatkan akurasi dan detail. Visualisasi data memungkinkan peneliti untuk mendapatkan pemahaman lanjutan dari data mentah atau *Raw Data* (Hidayat dkk., 2023).

2.9 Regresi Spasial

Regresi spasial adalah metode analisis yang digunakan untuk menilai hubungan antara variabel-variabel dengan memperhitungkan efek lokasi atau spasial. Metode regresi spasial berkembang dari metode regresi linier klasik (regresi linier berganda) karena adanya pengaruh lokasi atau spasial yang mempengaruhi data yang dianalisis (Yasin dkk., 2020).

Menurut LeSage (1999), model umum regresi spasial dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u} \quad (2.1)$$

$$\mathbf{u} = \lambda \mathbf{W}\mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma_{\boldsymbol{\varepsilon}}^2 \mathbf{I}_n) \quad (2.2)$$

dengan:

\mathbf{y} : Vektor variabel respon berukuran $n \times 1$

ρ : Koefisien parameter spasial *lag*

\mathbf{W} : Matriks pembobot spasial yang berukuran $n \times n$

\mathbf{X} : Matriks variabel prediktor berukuran $n \times (p + 1)$

$\boldsymbol{\beta}$: Vektor koefisien parameter regresi berukuran $(p + 1) \times 1$

λ : Koefisien parameter spasial *error*

\mathbf{u} : Vektor *error* yang mempunyai efek spasial dengan ukuran $n \times 1$

$\boldsymbol{\varepsilon}$: Vektor *error* dengan ukuran $n \times 1$

Dalam Anselin (1988), dari persamaan model umum regresi spasial, persamaan di atas dapat dibentuk beberapa model lain sebagai berikut (Yasin dkk., 2020) :

2.9.1 *Spatial Error Model (SEM)*

Jika $\rho = 0$ dan $\lambda \neq 0$ disebut regresi SEM dengan persamaan yang terbentuk adalah:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u} \quad (2.3)$$

$$\mathbf{u} = \lambda \mathbf{W}\mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.4)$$

SEM adalah model regresi spasial di mana terdapat korelasi spasial pada galatnya. Koefisien galat spasial (λ) menunjukkan tingkat korelasi pengaruh galat spasial dari suatu wilayah terhadap wilayah lain di sekitarnya (Samadi dan Asdi, 2017).

2.9.2 *Spatial Autoregressive Model (SAR)*

Jika $\rho \neq 0$ dan $\lambda = 0$ disebut SAR dengan persamaan yang terbentuk adalah:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.5)$$

Model SAR adalah model regresi spasial di mana variabel dependen mengalami korelasi spasial. Koefisien *lag* spasial (ρ) menunjukkan tingkat korelasi pengaruh spasial dari suatu wilayah terhadap wilayah lain di sekitarnya (Samadi dan Asdi, 2017).

2.9.3 *Spatial Autoregressive Moving Average (SARMA)*

Jika $\rho \neq 0$ dan $\lambda \neq 0$ disebut SARMA dengan persamaan yang terbentuk adalah:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u} \quad (2.6)$$

$$\mathbf{u} = \lambda \mathbf{W}\mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.7)$$

Menurut Anselin (1999), SARMA merupakan salah satu model regresi spasial yang menggabungkan antara model SAR dan SEM (Fikriani dan Rifai, 2023). Jika pada variabel dependen terdapat dependensi *lag* dan dependensi *error* maka pemodelan yang tepat menggunakan SARMA (Azizah, 2023).

2.10 Uji Asumsi Klasik

2.10.1 Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas bertujuan untuk memastikan bahwa variabel independen dalam model tidak mengalami multikolinearitas. Gejala multikolinearitas adalah gejala korelasi antar variabel independen. Gejala multikolinearitas dapat dikenali dari adanya korelasi yang kuat dan signifikan antara variabel independen dalam analisis (Nugraha, 2022).

Beberapa alternatif cara untuk mengatasi masalah multikolinearitas meliputi:

1. Menambah jumlah data dalam observasi (n).
2. Menghilangkan salah satu variabel independennya.
3. Melakukan transformasi data.
4. Menggabungkan data *cross-section* dan *time series* (pooling data).
5. Menggunakan model dengan variabel independen yang memiliki korelasi tinggi hanya untuk tujuan prediksi, tanpa mencoba untuk menginterpretasikan koefisien regresinya.
6. Menggunakan metode analisis yang lebih canggih seperti regresi Bayesian atau *ridge regression* dalam kasus-kasus tertentu (Budi dkk., 2024).

Metode statistik yang sering digunakan untuk menguji keberadaan multikolinearitas salah satunya adalah *Variance Inflation Factor* (VIF). Pada umumnya jika nilai VIF lebih besar dari 10 itu menunjukkan adanya multikolinearitas antara variabel prediktor. Rumus untuk menghitung VIF (Chatterjee dan Hadi, 2015).

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}, \quad j = 1, \dots, p, \quad (2.8)$$

dimana:

VIF_j : *Variance Inflation Factor*

p : Jumlah variabel prediktor

R_j^2 : Koefisien determinasi

2.10.2 Uji Normalitas Residual

Uji normalitas adalah cara untuk mengevaluasi apakah residual memiliki distribusi normal atau tidak. Salah satu teknik yang digunakan untuk menilai normalitas residual adalah metode *Kolmogorov-Smirnov* (Aulele dkk., 2021). Statistik uji untuk *Kolmogorov-Smirnov* adalah sebagai berikut:

Hipotesis:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$D = \max_x |F_n(x) - F_0(x)| \quad (2.9)$$

dimana:

D : Jarak vertikal terjauh

$F_n(x)$: Distribusi frekuensi kumulatif empiris atau data yang sedang diuji

$F_0(x)$: Distribusi frekuensi kumulatif teoritis yang dinyatakan dalam hipotesis nol

Kriteria pengujian:

Jika $D < D_\alpha$ atau $p\text{-value} > \alpha$ maka gagal tolak H_0

Jika $D > D_\alpha$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka tolak H_0

Beberapa alternatif cara untuk mengatasi masalah multikolinearitas meliputi:

1. Menghapus data dengan nilai *outlier* pada residual: Identifikasi dan hapus data yang memiliki residual ekstrem, yang dapat mempengaruhi akurasi model regresi.
2. Transformasi data: Lakukan transformasi seperti logaritma, akar kuadrat, atau inverse, sesuai dengan distribusi data untuk memperbaiki kecocokan dengan distribusi normal.
3. Trim *outlier* atau tambahkan observasi: Potong data pada ekstrem distribusi atau tambahkan observasi baru untuk meningkatkan representasi data.
4. Menggunakan metode estimasi lanjutan: Terapkan metode seperti *Bootstrapping*, Regresi Nonparametrik, atau Bayesian untuk menangani kompleksitas atau non-normalitas data (Budi dkk., 2024).

2.10.3 Uji Homoskedastisitas

Salah satu asumsi yang penting dalam model statistik adalah bahwa variansi dari kesalahan (*error*) harus tetap atau konstan yang dikenal sebagai homoskedastisitas (Aulele dkk., 2021). Salah satu metode untuk menguji apakah ada heteroskedastisitas dalam regresi adalah dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan*.

Hipotesis:

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

H_1 : Minimal ada satu $\sigma_n^2 \neq \sigma^2$ (heteroskedastisitas)

Statistik uji:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}' \mathbf{Z} (\mathbf{Z}' \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}' \mathbf{f} \quad (2.10)$$

dengan elemen vektor \mathbf{f} :

$$\left(\frac{\varepsilon_i^2}{\sigma^2} \right) - 1$$

dimana:

\mathbf{Z} : Matriks berukuran $n \times n$ ($p+1$)

ε_i : $Y_i - \hat{Y}_i$

ε_i^2 : Residual untuk pengamatan ke- i

σ^2 : Penduga variansi galat

Pengambilan keputusan:

Tolak H_0 jika nilai BP $> \chi_{(\alpha, p-1)}^2$ atau $p\text{-value} < 0,05$.

Berikut cara untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas:

1. Menambahkan atau menggantikan data sampel baru.
2. Transformasi variabel seperti ln, akar kuadrat, dan Box-Cox dapat diterapkan pada variabel respon dan variabel predictor (Budi dkk., 2024).

2.11 Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial atau matriks \mathbf{W} adalah matriks berukuran $n \times n$ yang menggambarkan hubungan kedekatan antar wilayah atau lokasi pengamatan.

Setiap lokasi unit pengamatan ke- i , elemen matriks W_{ij} menunjukkan lokasi j mana saja yang dapat mempengaruhi variabel di lokasi i (Lesage, 1999). Semakin dekat jarak antara dua lokasi semakin besar nilai W_{ij} . Sebaliknya, semakin jauh jarak antara dua lokasi semakin kecil nilai W_{ij} dan semua elemen diagonal W_{ij} bernilai 0 karena diasumsikan bahwa suatu lokasi tidak berpengaruh dengan dirinya sendiri (Suryowati dkk., 2018). Secara umum bentuk matriks \mathbf{W} sebagai berikut:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} W_{11} & \dots & W_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{n1} & \dots & W_{nn} \end{bmatrix}$$

dimana:

W_{ij} : Mendefinisikan bobot antara daerah ke- i dan ke- j

i : 1,2... n

j : 1,2... n

Ada banyak cara untuk menentukan bobot, termasuk bobot kedekatan, bobot jarak, dan bobot lainnya (Zhou dan Lin, 2008 dalam Suryowati dkk., 2018)

2.11.1 Matriks Pembobot Jarak

Pada prinsipnya, bobot spasial antara dua lokasi ditentukan oleh jarak di antara keduanya. Semakin dekat kedua lokasi tersebut semakin besar bobot yang diberikan. Jarak antara lokasi i dan lokasi j secara umum didefinisikan dengan jarak *Euclidean*. Jarak *Euclidean* dapat diperoleh dengan menggunakan rumus berikut (Agustina dkk., 2022).

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

dimana:

u_i : Koordinat garis lintang atau *latitude* pada lokasi ke- i

u_j : Koordinat garis lintang atau *latitude* pada lokasi ke- j

v_i : Koordinat garis bujur atau *longitude* pada lokasi ke- i

v_j : Koordinat garis bujur atau *longitude* pada lokasi ke- j

Matriks pembobot jarak terdiri dari *K-Nearest Neighbor* (KNN), jarak radial, jarak invers, jarak eksponensial, dan bobot jarak ganda (Suryowati dkk., 2018). Pada penelitian ini menggunakan matriks pembobot *K-Nearest Neighbor*. Konsep dasar dari algoritma *K-Nearest Neighbors* adalah menentukan jarak terpendek antara titik dengan K titik terdekat. Penghitungan jarak dilakukan dengan konsep *Euclidean* (Supriyanto dkk., 2023).

Pembentukan matriks bobot spasial **W** dengan pendekatan *K-Nearest Neighbor* bertujuan untuk menentukan banyak tetangga yang paling optimal, dengan fungsi tujuannya adalah memilih nilai indeks moran yang akan memberikan efek spasial yang paling signifikan dan meminimumkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). Pembentukan matriks bobot spasial **W** dengan pendekatan *K-Nearest Neighbor* dilakukan dengan tahapan :

1. Menghitung jarak *euclidean* lokasi i ke j .
2. Mengurutkan jarak yang diperoleh.
3. Memilih K lokasi dengan jarak terdekat sebagai nilai optimum.

Nilai K pertama kali ditentukan berdasarkan pada nilai statistik indeks moran, yang diperoleh melalui proses iterasi. Nilai K terpilih berdasarkan nilai indeks moran terbesar (Jaya dkk., 2017).

2.12 Pengujian Autokorelasi Spasial

Autokorelasi spasial atau dependensi spasial dapat diartikan bahwa pengamatan pada lokasi i bergantung pada pengamatan lain di lokasi j , $j \neq i$ (Yasin dkk., 2020). Uji yang di gunakan untuk mengidentifikasi autokorelasi spasial dengan menggunakan indeks moran dan *lagrange multiplier*.

2.13 Indeks Moran

Indeks Moran adalah sebuah ukuran yang dikembangkan oleh Patrick Alfred Pierce Moran pada tahun 1950 untuk mengukur autokorelasi spasial. Indeks Moran digunakan untuk menguji dependensi spasial atau autokorelasi antar lokasi

pengamatan. Ini adalah metode yang paling umum digunakan untuk menunjukkan pola spasial dalam analisis data (Simatauw dkk., 2019).

Indeks Moran banyak digunakan untuk mengukur autokorelasi spasial global dan untuk pengujian autokorelasi spasial secara lokal dapat digunakan *Local Indicator of Spatial Autocorrelation* (LISA) yang mengidentifikasi bagaimana hubungan antara suatu lokasi pengamatan terhadap lokasi pengamatan lain (Lee dan Wong, 2001 dalam Yuriantari dkk., 2017). Indeks Moran dirumuskan sebagai berikut (Yuriantari dkk., 2017 dalam Mailanda dan Kusnandar, 2022):

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S_0 (\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2)} \quad (2.12)$$

dengan:

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}$$

dimana:

I : Indeks Moran

n : Banyaknya lokasi pengamatan

x_i : Nilai pengamatan pada lokasi ke- i

x_j : Nilai pengamatan pada lokasi ke- j

\bar{x} : Rata-rata nilai pengamatan

W_{ij} : Elemen matriks pembobot antar lokasi i dan j

Nilai dari Indeks Moran berkisar antara -1 dan 1. Jika nilai $-1 \leq I < 0$ mengindikasikan adanya autokorelasi spasial negatif dan jika nilai $0 < I \leq 1$ mengindikasikan adanya autokorelasi spasial positif sedangkan jika nilai Indeks Moran 0 terindikasi tidak adanya autokorelasi spasial. Identifikasi pola spasial menggunakan kriteria nilai indeks I jika $I > E(I)$ maka mempunyai pola mengelompok dan $I < E(I)$ mempunyai pola menyebar.

Pengujian hipotesis terhadap parameter Indeks Moran dapat dilakukan sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0 : I = 0$, (tidak terdapat autokorelasi spasial)

$H_1 : I \neq 0$, (terdapat autokorelasi spasial)

Statistik uji:

$$Z(I) = \frac{1 - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (2.13)$$

dimana:

$$E(I) = -\frac{1}{n-1} \quad (2.14)$$

$$Var(I) = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2}{(n^2 - 1) S_0^2} - [E(I)]^2 \quad (2.15)$$

dengan:

$$S_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (W_{ij} + W_{ji})^2$$

$$S_2 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} + \sum_{j=1}^n W_{ji} \right)^2$$

$Z(I)$: Nilai statistik uji dari Indeks Moran

$E(I)$: Nilai harapan Indeks Moran

$Var(I)$: Nilai variansi Indeks Moran

Tingkat signifikansi: α

Kriteria keputusan:

Tolak H_0 jika nilai dari $|Z(I)| > Z_{\alpha/2}$ atau $p\text{-value} < 0,05$

2.14 Local Indicator of Spatial Autocorrelation (LISA)

Ukuran autokorelasi spasial global yaitu Indeks Moran tidak mengidentifikasi hubungan antara lokasi pengamatan terhadap lokasi pengamatan lainnya. Oleh karena itu, diperlukan informasi kecenderungan adanya hubungan spasial di setiap lokasi dengan LISA (Mailanda dan Kusnandar, 2022). LISA dirumuskan sebagai berikut (Yuriantari dkk., 2017).

$$I_i = \frac{z_i}{m_2} \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j \quad (2.16)$$

dengan:

$$z_i = (x_i - \bar{x})$$

$$z_j = (x_j - \bar{x})$$

$$m_2 = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n-1}$$

dimana:

- I_i : Indeks LISA pada lokasi ke- i
 n : Banyak lokasi pengamatan
 x_i : Nilai pengamatan pada lokasi ke- i
 x_j : Nilai pengamatan pada lokasi ke- j
 \bar{x} : Rata-rata nilai pengamatan
 w_{ij} : Elemen matriks pembobot antara lokasi i dan j

Pengujian hipotesis terhadap parameter I_i dapat dilakukan sebagai berikut:

H_0 : $I_i = 0$ (Tidak terdapat autokorelasi spasial pada lokasi ke- i)

H_1 : $I_i \neq 0$ (Terdapat autokorelasi spasial pada lokasi ke- i)

$$Z_{(i)hitung} = \frac{I_i - E[I_i]}{\sqrt{Var(I_i)}} \quad (2.17)$$

$$E[I_i] = \frac{-w_i}{(n-1)} \quad (2.18)$$

$$Var(I_i) = w_i^{(2)} \frac{\left(n - \frac{m_4}{m_2^2}\right)}{(n-1)} + 2w_{i(kh)} \frac{(2m_4/m_2^2 - n)}{(n-1)(n-2)} - \frac{w_i^2}{(n-1)^2} \quad (2.19)$$

dengan:

$$w_i^{(2)} = \sum_{j \neq i} w_{ij}^2, i \neq j$$

$$2w_{i(kh)} = \sum_{k \neq i} \sum_{h \neq 1} w_{ik} w_{ih}$$

$$w_i = \sum_{j \neq 1} w_{ij}, i \neq j$$

$$m_4 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{n-1}\right)^4$$

$Z_{(i)hitung}$: Nilai statistik uji indeks LISA lokasi ke-i
 $E[I_i]$: Nilai harapan indeks LISA lokasi ke-i,
 $Var(I_i)$: Nilai variansi dari indeks LISA lokasi ke-i.

Kriteria Keputusan:

Tolak H_0 jika nilai dari $|Z(I_i)| > Z_{\alpha/2}$ atau $p\text{-value} < 0,05$

2.15 Uji Lagrange Multiplier

Lagrange Multiplier (LM) digunakan untuk mengidentifikasi dependensi spasial dengan lebih spesifik yang dapat terjadi dalam bentuk dependensi *lag*, *error*, atau keduanya. Jika *lagrange multiplier* untuk dependensi *lag* dan *lagrange multiplier* untuk dependensi *error* tidak signifikan secara statistik, ini mengindikasikan bahwa tidak ada dependensi spasial yang signifikan baik dalam bentuk *lag* maupun *error* (Purba dan Soleman, 2020).

2.15.1 Uji Lagrange Multiplier Spatial Autoregressive Model (SAR)

Hipotesis:

H_0 : $\rho = 0$ (tidak ada dependensi spasial *lag*)

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

Statistik uji:

$$LM_{\rho} = \left[\frac{\mathbf{e}'\mathbf{W}\mathbf{y}}{\sigma^2} \right]^2 + \frac{1}{D + T} \quad (2.20)$$

dengan:

$$T = \text{trace}((\mathbf{W} + \mathbf{W}')\mathbf{W})$$

Trace adalah penjumlahan elemen-elemen diagonal utama matriks

$$D = \left[\frac{(\mathbf{W}\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'(1 - \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}')(\mathbf{W}\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})}{\sigma^2} \right]$$

$$\sigma^2 = \frac{\mathbf{e}'\mathbf{e}}{n}$$

\mathbf{X} : Matriks variabel prediktor berukuran $n \times k$

\mathbf{W} : Matriks pembobot spasial berukuran $n \times n$

\mathbf{e} : Vektor *error*

\mathbf{y} : Vektor nilai pengamatan variabel respon berukuran $n \times 1$

Pengambilan keputusan:

Tolak H_0 jika nilai $LM_\rho > \chi^2_{(\alpha,1)}$ atau $p\text{-value} < 0,05$ maka dapat disimpulkan terdapat dependensi spasial *lag*.

2.15.2 Uji Lagrange Spatial Error Model (SEM)

Hipotesis:

$H_0: \lambda = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial pada *error*)

$H_1: \lambda \neq 0$ (terdapat dependensi spasial pada *error*)

Statistik uji:

$$LM_\lambda = \frac{1}{T} \left[\frac{\mathbf{e}'\mathbf{W}\mathbf{e}}{\sigma^2} \right]^2 \quad (2.21)$$

Pengambilan keputusan:

Tolak H_0 jika nilai $LM_\lambda > \chi^2_{(\alpha,1)}$ atau $p\text{-value} < 0,05$ maka dapat disimpulkan terdapat dependensi spasial *error*.

2.15.3 Uji Lagrange Spatial Autoregressive Moving Average (SARMA)

Hipotesis:

$H_0: \rho, \lambda = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial pada *lag* dan *error*)

$H_1: \rho, \lambda \neq 0$ (terdapat dependensi spasial pada *lag* dan *error*)

Statistik uji:

$$SARMA = \frac{\left[\frac{\mathbf{e}'\mathbf{W}\mathbf{y}}{\sigma^2} - \frac{\mathbf{e}'\mathbf{W}\mathbf{e}}{\sigma^2} \right]^2}{(D + T) - T} + \frac{\left[\frac{\mathbf{e}'\mathbf{W}\mathbf{e}}{\sigma^2} \right]^2}{T} \quad (2.22)$$

Pengambilan keputusan:

Tolak H_0 jika nilai LM_ρ dan $LM_\lambda > \chi^2_{(\alpha,1)}$ atau $p\text{-value} < 0,05$ maka dapat disimpulkan terdapat dependensi spasial *lag* dan *error*.

DAFTAR PUSTAKA

- Adam, D., Olilingo, F. Z., dan Santoso, I. R., 2022, Analisis pengaruh pendidikan dan pengangguran terhadap kemiskinan di kawasan kerjasama utara-utara, *Jurnal Ekonomi Pembangunan STIE Muhammadiyah Palopo*, No.1, Vol.8, 97–111, <http://journal.stiem.ac.id/index.php/jurep/article/view/1039/533>.
- Agustina, M., Abapihi, B., Wibawa, G. N. A., dan Yahya, I., 2022, Pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran terbuka di Indonesia dengan pendekatan regresi spasial, *Seminar Nasional Sains dan Terapan VI*, Manado, 25 April.
- Anselin, L., 1998, *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Departments of Geography and Economics, University of California, Santa Barbara.
- Anselin, L., 1999, *Spatial Econometrics*, Bruton Center School of Social Sciences, University of Texas at Dallas, Richardson.
- Aulele, S. N., Ilwaru, V. Y. I., Wuritmur, E. R., dan Matdoan, M. Y., 2021, Analisis jumlah penduduk miskin di provinsi Maluku dengan menggunakan pendekatan regresi spasial, *Jurnal Aplikasi Statistika dan Komputasi Statistik*, No.2, Vol.13, 23–3, : <https://jurnal.stis.ac.id/index.php/jurnalasks/article/view/294/103>.
- Azizah, N. 2023, Pemodelan Spatial Autoregressive (SAR-X) pada Perkawinan Usia Anak di Indonesia, *Jurnal Riset Statistika*, No.1, Vol.3, 1–10, : <https://journals.unisba.ac.id/index.php/JRS/article/view/1643>.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Barat, 2024, Provinsi Sulawesi Barat Dalam Angka 2024, <https://sulbar.bps.go.id/id/publication/2024/02/28/8fdd58f5dce1137aaf1f1632/provinsi-sulawesi-barat-dalam-angka2024.html>, diakses tgl 21 Juni 2024.
- Badan Pusat Statistik, 2024, Berita Resmi Statistik Profil Kemiskinan di Indonesia Maret 2024, <https://www.bps.go.id/id/pressrelease/2024/07/01/2370/perse-ntase-penduduk-miskin-maret-2024-turun-menjadi-9-03-persen-.html>, diakses tgl 21 September 2024.
- Budi, A. D. A. S., Septiana, L., dan Mahendra, B. E. P., 2024, Memahami Asumsi Klasik dalam Analisis Statistik: Sebuah Kajian Mendalam tentang Multikolinearitas, Heterokedastisitas, dan Autokorelasi dalam Penelitian, *Jurnal Multidisiplin West Science*, No.01, Vol.3, 1–11, : <https://wnj.westscience -press .com/index.php/jmws/article/view/878>.
- Chatterjee, S., dan Hadi, A. S., 2015, *Regression analysis by example*, John Wiley & Sons, New Jersey.

- Damanik, R. K., dan Sidauruk, S. A., 2020, Pengaruh jumlah penduduk dan PDRB terhadap kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara, *Jurnal Darma Agung*, No.3, Vol.28, 358–368, : <https://ejurnal.darmaagung.ac.id/index.php/jurnaluda/article/view/800>.
- Deffrinica, D., 2017, Pengaruh tingkat pengangguran terhadap kemiskinan di Kabupaten Bengkayang, *Jurnal Pendidikan Ekonomi (JURKAMI)*, No.1, Vol.2, 37-47, : <https://jurnal.stkipppersada.ac.id/jurnal/index.php/JPE/article/view/462>.
- Fikriani, A., dan Rifai, N. A. K., 2023, Pemodelan Tingkat Pengangguran Terbuka Provinsi Jawa Barat Menggunakan Model Spatial Autoregressive Moving Average (SARMA). *Bandung Conference Series: Statistics*, Bandung.
- Hidayat, I., Tolago, A. I., Dako, R. D. R., dan Ilham, J., 2023, Analisis Data Eksploratif Capaian Indikator Kinerja Utama 3 Fakultas Teknik. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, No.2, Vol.5, 185–191, : <https://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjee/article/view/18397>.
- Jaya, I. G. N. M., Tantular, B., Zulhanif., 2017, Optimalisasi matrik bobot spasial berdasarkan k-nearest neighbor dalam spasial lag model, *Konferensi Nasional Penelitian Matematika dan Pembelajarannya II (KNPMP II)*, Surakarta, 18 Maret.
- Kuncoro, M., 2004, *Otonomi dan Pembangunan Daerah, Reformasi, Perencanaan, Strategi dan Peluang*, Erlangga, Jakarta.
- LeSage, J. P., 1999, *The Theory and Practice of Spatial Econometrics*, Department of Economics, University of Teledo.
- Mailanda, R., dan Kusnandar, D., 2022, Analisis Autokorelasi Spasial Kasus Positif Covid-19 menggunakan Indeks Moran dan Lisa, *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*, No.3, Vol.11, 483-492, : <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jbmstr/article/view/55447>.
- Maipita, I., 2014, *Mengukur Kemiskinan dan Distribusi Pendapatan*, UPP STIM YKPN, Yogyakarta.
- Mukarromah, E. N., 2022, Analisis Faktor Pengaruh Dan Pemodelan Tingkat Kemiskinan Secara Spasial Di Indonesia, *Jurnal Ekonomi dan Bisnis (EK dan BI)*, No.2, Vol.5, 279–294, : <https://jurnal.murnisadar.ac.id/index.php/EKBI/article/view/573>.
- Mumekh, V. G., Rotinsulu, D. C., dan Siwu, H. F. D., 2023, Pengaruh Pertumbuhan Ekonomi dan Upah Minimum Provinsi (UMP) Terhadap Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) Di Provinsi Sulawesi Utara, *Jurnal Berkala Ilmiah Efisiensi*, No.1, Vol.23, 49–60, : <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/jбие/article/view/45181>.

- Nirmala, K. L., dan Pramesti, W., 2021, Pemodelan Analisis Regresi Spasial Pada Kasus Kemiskinan Kabupaten/Kota Di Jawa Timur Tahun 2020, *Variansi: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, No.2, Vol.3, 95–101, :<https://ojs.unm.ac.id/jvariansi/article/view/24477>.
- Nugraha, B., 2022, *Pengembangan uji statistik: Implementasi metode regresi linier berganda dengan pertimbangan uji asumsi klasik*. Pradina Pustaka, Sukoharjo.
- Prasetyawan, D., dan Gatra, R., 2022, Algoritma K-nearest neighbor untuk memprediksi prestasi mahasiswa berdasarkan latar Belakang pendidikan dan ekonomi. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, No.1, Vol.7, 56–67, :<https://ejournal.uin-suka.ac.id/saintek/JISKA/article/view/3129>.
- Purba, D. D., Siahaan, S. B., Damanik, D. P., dan Silitonga, I. M., 2024, Pengaruh Kondisi Keuangan, Kualitas Audit, Kepemilikan Institusional Dan Profitabilitas Terhadap Opini Audit Going Concern Pada Perusahaan Manufaktur Subsektor Metal And Allied Products Tahun 2017-2021, *Jurnal Ilmiah Raflesia Akuntansi*, No.1, Vol.10, 443–461, : <http://ejournal.polraf.ac.id/index.php/JIRA/article/view/489>.
- Purba, N. S., dan Soleman, L. A., 2020, Analisis Spasial Mengenai Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Kemiskinan Di Provinsi Papua Tahun 2019, *Seminar Nasional Hasil Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat*, Banten, Oktober 2020.
- Putri, L. R., 2020, Pengaruh pariwisata terhadap peningkatan PDRB Kota Surakarta, *Cakra Wisata*, No.1, Vol.21, : <https://jurnal.uns.ac.id/cakra-wisata/article/view/41082>.
- Salsabila, A. Y., Imanigsih, N., dan Wijaya, R. S., 2021, Pengaruh Jumlah Penduduk, Jumlah Pengangguran Dan Tingkat Pendidikan Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Wilayah Gerbang Kertosusila, *Jurnal Ekonomi Pembangunan STIE Muhammadiyah Palopo*, No.1, Vol.7, 35–45, : <http://www.journal.stiem.ac.id/index.php/jurep/article/view/774>.
- Samadi, H., dan Asdi, Y., 2017, Penerapan model regresi spasial dalam menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia di kabupaten/kota provinsi sumatera barat. *Jurnal Matematika UNAND*, No.4, Vol.6, 80–89, : <https://jmua.fmipa.unand.ac.id/index.php/jmua/article/view/343>.
- Simatauw, A., Sedyono, E., dan Prasetyo, S. Y. J., 2019, Autokorelasi Spasial Untuk Analisis Pola Pengawasan Kawasan Lindung Di Kota Ambon Maluku. *Teknika*, No.1, Vol.8, 36–43, : <https://ejournal.ikado.ac.id/index.php/teknika/article/view/144>.
- Suparlan, P., 1995, *Kemiskinan di Perkotaan*, Yayasan Obor Indonesia, Jakarta.

- Supriyanto, J., Alita, D., dan Isnain, A. R., 2023, Penerapan Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) Untuk Analisis Sentimen Publik Terhadap Pembelajaran Daring, *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, No.1, Vol. 4, 74–80, : <https://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika/article/view/2468>.
- Suryowati, K., Bekti, R. D., dan Faradila, A., 2018, A comparison of weights matrices on computation of dengue spatial autocorrelation. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, : <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/335/1/012052/meta>.
- Tumanggor, A., dan Simamora, E., 2023, Pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia di Sumatera Utara menggunakan regresi spasial, *Jurnal Riset Rumpun Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam*, No.2, Vol.2, 1–16, : <https://prin.or.id/index.php/JURRI MIPA/article/view/822>.
- Tobler, W. R., 1970. A computer movie simulating urban growth in the detroit region, *Proceedings International Geographical Union Commission on Quantitative Methods*, Juni.
- Usali, R., Nurwan, N., Oroh, F. A., dan Payu, M. R. F., 2021, Pemodelan regresi spasial dependensi pada tingkat partisipasi angkatan kerja di indonesia tahun 2020. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, No.4, Vol.15, 687–696, :<https://ojs3.unpatti.ac.id/index.php/barekeng/article/view/3852>.
- Yasin, H., Warsito, B., Hakim, A.R., 2020, *Regresi Spasial (Aplikasi dengan R)*, WADE GROUP, Ponorogo.
- Yenny, N. F., dan Anwar, K., 2020, Pengaruh Jumlah Penduduk Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Kota Lhokseumawe, *Jurnal Ekonomika Indonesia*, No.2, Vol.9, 19–25, : <https://ojs.unimal.ac.id/ekonomika/article/view/3181>.
- Yuriantari, N. P., Hayati, M. N., dan Wahyuningsih, S., 2017, Analisis autokorelasi spasialtitik panas di Kalimantan Timur menggunakan indeks moran dan local indicator of spatial autocorrelation (LISA). *Eksponensial*, No.1, Vol.8, 63–70, : <https://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/exponensial/article/view/78>.