

**PEMODELAN *MODIFIED SPATIAL DURBIN MODEL*
DENGAN PENDEKATAN *MEAN SHIFT OUTLIER*
MODEL PADA DATA BALITA WASTING
DI SULAWESI SELATAN**

SKRIPSI



YOEL SARAPANG

H051201031

**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

MAKASSAR

2024

**PEMODELAN MODIFIED SPATIAL DURBIN MODEL
DENGAN PENDEKATAN MEAN SHIFT OUTLIER
MODEL PADA DATA BALITA WASTING
DI SULAWESI SELATAN**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Statistika
pada Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika
dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin**

**YOEL SARAPANG
H051201031**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
FEBRUARI 2024**

LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa skripsi yang saya buat dengan judul:

Pemodelan Modified Spatial Durbin Model dengan Pendekatan Mean Shift Outlier Model pada Data Balita Wasting di Sulawesi Selatan

adalah benar hasil karya saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun

Makassar, 12 Februari 2024



Yoel Sarabang
NIM H051201031

**PEMODELAN MODIFIED SPATIAL DURBIN MODEL
DENGAN PENDEKATAN MEAN SHIFT OUTLIER
MODEL PADA DATA BALITA WASTING
DI SULAWESI SELATAN**

Disetujui Oleh:

Pembimbing Utama

Pembimbing Pertama


Drs. Raupong, M.Si.

NIP. 19621015 198810 1 001


Anisa, S.Si., M.Si.

NIP. 19730227 199802 2 001

Ketua Program Studi


Dr. Anua Islamiyati, S.Si., M.Si.

NIP. 19770808 200501 2 002

Pada 12 Februari 2024

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama : Yoel Sarapang
NIM : H051201031
Program Studi : Statistika
Judul Skripsi : *Pemodelan Modified Spatial Durbin Model dengan Pendekatan Mean Shift Outlier Model pada Data Balita Wasting di Sulawesi Selatan*

Telah berhasil dipertahankan dihadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Statistika pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

DEWAN PENGUJI

1. Ketua : Drs. Raupong, M.Si. (.....)
2. Sekretaris : Anisa, S.Si., M.Si. (.....)
3. Anggota : Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si. (.....)
4. Anggota : Dr. Nirwan, M.Si. (.....)

Ditetapkan di : Makassar

Tanggal : 12 Februari 2024

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Kasih yang senantiasa memberkati dan menyertai sepanjang penulisan skripsi ini. Puji Tuhan, skripsi dengan judul “Pemodelan *Modified Spatial Durbin Model* dengan Pendekatan *Mean Shift Outlier Model* pada Data Balita *Wasting* di Sulawesi Selatan” dapat terselesaikan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Statistika pada Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan selama masa perkuliahan hingga selesainya skripsi ini. Terimakasih tak terhingga kepada orang tua terkasih **Marten Sikdu Tabang** dan **Sumiaty** yang selalu memberikan dukungan doa, moril, kesabaran dan kasih tak terbatas kepada penulis sehingga dapat sampai pada titik ini. Ucapan terima kasih juga penulis haturkan kepada saudari penulis yaitu **Naftalia Christi Tabang** dan **Trisha Avariella Gloria** yang telah membantu dalam berbagai kesempatan dan memberikan semangat serta doa terbaik dalam menyelesaikan perkuliahan. Segenap keluarga dimanapun berada yang telah memberikan dukungan dan doanya selama ini.

Penghargaan yang tulus dan ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada:

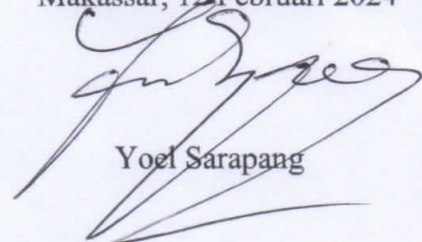
1. **Bapak Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.**, selaku Rektor Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajaran.
2. **Bapak Dr. Eng. Amiruddin**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajaran.
3. **Ibu Dr. Anna Islamiyati S.Si., M.Si.**, selaku Ketua Departemen Statistika, segenap Dosen Pengajar, Kakak-Kakak Pembimbing dan Staf yang telah membekali ilmu, pengalaman, pengajaran dan kemudahan kepada penulis dalam berbagai hal selama menjadi mahasiswa di Departemen Statistika.
4. **Bapak Drs. Raupong, M.Si.**, selaku Pembimbing Utama yang telah membimbing, memberikan arahan dan dorongan kepada penulis selama menyusun skripsi ini.
5. **Ibu Anisa, S.Si., M.Si.**, selaku Pembimbing Pertama sekaligus sebagai Dosen Pembimbing Akademik yang telah meluangkan waktu dan pemikirannya di

tengah berbagai kesibukan di dalam membimbing penulis selama menjadi mahasiswa dan selama penulisan skripsi.

6. **Ibu Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si., dan Bapak Dr. Nirwan, M.Si.,** selaku Tim Penguji yang telah memberikan saran dan kritik yang membangun dalam penyempurnaan penyusunan tugas akhir ini.
7. Segenap Bapak dan Ibu Dosen Universitas Hasanuddin yang telah mengajarkan ilmu pengetahuan, dan pengalaman kepada penulis selama menempuh pendidikan sarjana di Departemen Statistika
8. **Bapak Bupati Bantaeng** melalui Dinas Pemuda dan Olahraga Kabupaten Bantaeng beserta seluruh jajarannya yang telah memberikan dukungan beasiswa penyelesaian studi kepada penulis.
9. Teman seperjuangan di Statistika 2020, Among dan Ciwi2 Among diantaranya **Ahmad Mukhlis Mursidin, Rahmi Nurul Ainun Fitrah, Eunike Laurine Randa, Muh. Fahmi Alkaf, Jihan Nazmi, Nur Aliah Ramadhani, Nahla Karimah, Nadia Nazwadiyah Caesar, Nur Afika, Muh. Rais Rifat, Aisyah Putri Aldini, Andi Atirah Arumtiwi, Ahmad Ryan Al Aqsha** terima kasih telah kebersamai penulis dalam masa perkuliahan dan senantiasa memberikan dukungan dalam beberapa kesempatan.
10. Seluruh teman-teman **KKNT Gelombang 110 Kota Pare-Pare, Kecamatan Bacukiki, Kelurahan Lompoe** yang telah menjadi keluarga dan kolega selama kurang lebih dua bulan dalam kegiatan pengabdian kepada masyarakat.
11. Kepada seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, ucapan terima kasih atas segala doa, dukungan, apresiasi dan hiburan yang telah diberikan kepada penulis selama masa perkuliahan.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini, masih terdapat banyak kekurangan, untuk itu penulis memohon maaf dengan segala kerendahan hati. Penulis berharap tulisan ini dapat memberikan manfaat untuk banyak pihak.

Makassar, 12 Februari 2024



Yoel Sarapang

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK
KEPENTINGAN AKADEMIK**

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Yoel Sarapang
NIM : H051201031
Program Studi : Statistika
Departemen : Statistika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Non-eksklusif (*Non-exclusive Royalty- Free Right*)** atas tugas akhir saya yang berjudul:

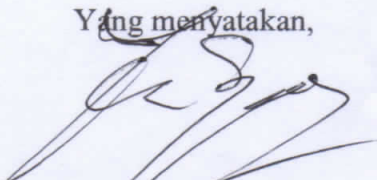
“Pemodelan *Modified Spatial Durbin Model* dengan Pendekatan *Mean Shift Outlier Model* pada Data Balita *Wasting* di Sulawesi Selatan”

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Makassar tanggal 12 Februari 2024.

Yang menyatakan,



(Yoel Sarapang)

ABSTRAK

Pemodelan regresi spasial dapat digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon dan prediktor dengan mempertimbangkan adanya pengaruh lokasi daerah yang dianalisis. Kondisi apabila terdapat ketergantungan antar lokasi disebut dengan dependensi spasial. Model yang mengakomodasi adanya dependensi spasial adalah *Spatial Durbin Model* (SDM). Namun, terkadang dapat ditemukan pencilan spasial. Menghilangkan pencilan spasial dapat mengubah komposisi efek lokasi sehingga diperlukan penanganan dengan mengakomodasi adanya pencilan spasial, yaitu dengan model *Modified SDM* dengan pendekatan *Mean Shift Outlier Model* (MSOM). Penelitian ini bertujuan untuk membentuk model *Modified SDM* dan mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus balita *wasting* di Provinsi Sulawesi Selatan pada tahun 2021. Hasil analisis menunjukkan bahwa model ini dapat mengakomodasi adanya pencilan spasial yang ditunjukkan dengan nilai *Mean Square Error* yang lebih kecil dari model SDM dan meningkatkan *adjusted R²* menjadi 93.80 %. Faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus balita *wasting* di Provinsi Sulawesi Selatan adalah kesediaan akses minum layak, persentase pemberian ASI eksklusif dan vitamin, kepadatan penduduk, persentase penduduk miskin, pengeluaran perkapita untuk makanan dan persentase cakupan kunjungan balita untuk pelayanan kesehatan.

Kata Kunci: *Spatial Durbin Model, Mean Shift Outlier Model, Wasting, Pencilan Spasial*

ABSTRACT

Spatial regression can be used to determine the relationship between response and predictors variables by considering the influence of the location of the area being analyzed. The condition where there is dependency between locations is called spatial dependency. The model that accommodates spatial dependencies is the Spatial Durbin Model (SDM). However, sometimes spatial outliers can be found. Eliminating spatial outliers can change the composition of location effects thus treatment is needed to accommodate spatial outliers, namely with the Modified SDM model with the Mean Shift Outlier Model (MSOM) approach. This research aims to form a Modified SDM model and identify the factors that influence the number of cases of wasting in South Sulawesi Province in 2021. The results of the analysis show that this model can accommodate spatial outliers as indicated by the Mean Square Error which is smaller than the SDM and increasing adjusted R^2 to 93.80%. Factors that influence the number of wasting in South Sulawesi Province are the availability of access to adequate drinking water, the percentage of exclusive breastfeeding and vitamins, population density, the percentage of poor people, per capita expenditure on food and the percentage of coverage for toddlers visiting health services.

Keywords: *Spatial Durbin Model, Mean Shift Outlier Model, Wasting, Spatial Outlier*

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL	ii
LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING	iv
HALAMAN PENGESAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	viii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Analisis Regresi Spasial	5
2.1.1 Matriks Pembobot Spasial.....	6
2.2 Pengujian Efek Spasial	7
2.2.1 Uji Heterogenitas Spasial	7
2.2.2 Uji Dependensi Spasial	8
2.3 <i>Spatial Durbin Model</i>	9
2.4 Pengujian Model Regresi.....	10
2.4.1 Uji Kecocokan Model	10
2.4.2 Uji Signifikansi Parameter	10
2.4.3 Uji Asumsi Regresi	11
2.5 Pencilan Spasial.....	14

2.5.1	<i>Moran Scatterplot</i>	14
2.5.2	<i>Local Indicator of Spatial Autocorrelation</i>	15
2.6	<i>Mean Shift Outlier Model</i>	16
2.7	<i>Modified Spatial Durbin Model</i> dengan Pendekatan <i>Mean Shift Outlier Model</i>	17
2.8	Estimasi Parameter <i>Modified Spatial Durbin Model</i>	17
2.9	Ukuran Keباikan Model.....	18
2.9.1	Koefisien Determinasi.....	18
2.9.2	<i>Mean Square Error</i>	18
2.10	<i>Wasting</i>	19
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		21
3.1	Data.....	21
3.2	Metode Analisis Data	21
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		24
4.1	Estimasi Parameter <i>Modified Spatial Durbin Model</i>	24
4.2	Eksplorasi Data.....	29
4.2.1	Deskripsi Data dengan Peta Tematik	29
4.2.2	Koefisien Korelasi Variabel Prediktor Terhadap Variabel Respon ...	30
4.2.3	Pendeteksian Multikolinearitas	31
4.3	Matriks Pembobot Spasial	32
4.4	Pengujian Efek Spasial	34
4.4.1	Efek Heterogenitas Spasial.....	34
4.4.2	Efek Dependensi Spasial.....	34
4.5	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter <i>Spatial Durbin Model</i>	37
4.6	Pengujian Asumsi Regresi Model SDM.....	39
4.6.1	Uji Normalitas	39
4.6.2	Uji Heterokedastisitas	40
4.6.3	Uji Autokorelasi	40
4.7	Pendeteksian Pencilan Spasial.....	41
4.8	Estimasi Parameter <i>Modified Spatial Durbin Model</i> dengan Pendekatan <i>Mean Shift Outlier Model</i>	44
4.9	Uji Kecocokan Model <i>Modified SDM</i>	46

4.10 Uji Signifikansi Parameter Model <i>Modified</i> SDM	47
4.11 Uji Kebaikan Model	48
4.12 Interpretasi Model.....	49
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	51
5.1 Kesimpulan	51
5.2 Saran.....	52
DAFTAR PUSTAKA	53
LAMPIRAN.....	59

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi Moran Scatterplot 14
Gambar 4.1 Peta Distribusi Kasus Balita Wasting di Provinsi Sulawesi Selatan 30
Gambar 4.2 Korelasi Antar Variabel X dan Variabel Y..... 31
Gambar 4.3 Moran’s Scatterplot 42

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Indikator Wasting	19
Tabel 3.1 Variabel Respon dan Prediktor	21
Tabel 4.1 Pendeteksian Multikolinearitas	32
Tabel 4.2 Jarak Antar Titik dengan Google Maps (Kilometer).....	33
Tabel 4.3 Hasil Perhitungan Matriks Pembobot Spasial IDW	33
Tabel 4.4 Pengujian Heterogenitas Spasial	34
Tabel 4.5 Pengujian Dependensi Spasial.....	36
Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model SDM.....	37
Tabel 4.7 Hasil Uji Normalitas Model SDM	39
Tabel 4.8 Uji Heterokedastisitas Model SDM	40
Tabel 4.9 Uji Autokorelasi Model SDM.....	40
Tabel 4.10 Hasil Uji LISA.....	43
Tabel 4.11 Matriks Indikator	44
Tabel 4.12 Estimasi Parameter Modified SDM dengan Pendekatan MSOM	45
Tabel 4.13 Hasil uji F Model Modified SDM	47
Tabel 4.14 Hasil Uji Signifikansi Parameter Model Modified SDM.....	47
Tabel 4.15 Hasil Uji Keباikan Model.....	49

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Penelitian	60
Lampiran 2. Jarak Antar Lokasi Berdasarkan Google Maps	61
Lampiran 3. Matriks Pembobot IDW	62
Lampiran 4. Koefisien Shapiro-Wilk	63
Lampiran 5. Hasil Perhitungan Nilai pada Sumbu X dan Sumbu Y Moran Scatterplot	64
Lampiran 6. Hasil Perhitungan LISA.....	65

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pemodelan data untuk mengevaluasi pengaruh antara lebih dari satu variabel prediktor dengan satu variabel respon dapat dilakukan dengan metode analisis regresi (Susanti dkk., 2019). Seiring berkembangnya metode statistika, terdapat banyak modifikasi termasuk analisis yang mempertimbangkan efek lokasi pada data yang diuji (Puspasari dkk., 2022). Efek lokasi menggambarkan kondisi pengamatan yang berada dekat, cenderung memiliki hubungan pengaruh yang lebih erat (Anselin, 1988). Metode analisis yang digunakan pada kasus tersebut adalah analisis regresi spasial. Metode ini digunakan untuk menganalisis data berdasarkan informasi geografis menurut jarak atau persinggungan antar lokasi (Hidayah dan Indrasetianingsih, 2019). Penentuan pendekatan yang digunakan perlu memperhatikan efek spasial yang dimiliki yaitu heterogenitas dan dependensi spasial. Apabila terdapat efek dependensi spasial maka diselesaikan menggunakan pendekatan area (Pratiwi dkk., 2020). Salah satu pemodelan regresi spasial yang menggunakan pendekatan area adalah *Spatial Durbin Model* (SDM) (Ervin dkk., 2021). Model SDM adalah model regresi spasial yang memiliki bentuk serupa dengan model *Spatial Autoregressive Model* (SAR), tetapi juga memiliki autokorelasi spasial pada variabel prediktor (Anselin, 1988). Adapun permasalahan dalam pemodelan regresi SDM yang sering kali ditemukan adalah adanya pencilan spasial.

Pencilan spasial didefinisikan sebagai nilai pengamatan yang berbeda jauh dengan pengamatan lainnya dan tidak konsisten dengan tetangga spasialnya (Pusdiktasari dkk., 2022). Hal ini mempengaruhi pendugaan koefisien regresi dan mengakibatkan ragam sisaan semakin membesar sehingga mengakibatkan kesalahan pada pengambilan keputusan (Begashaw dan Yohannes, 2020). Namun, menghilangkan pencilan dalam analisis regresi spasial dapat mengakibatkan perubahan komposisi efek lokasi pada data. Oleh karena itu, diperlukan metode untuk mengakomodasi data pencilan spasial yang diharapkan mampu memperbaiki kinerja model secara umum menjadi lebih baik (Yasin dkk., 2021).

Model regresi yang mengakomodasi data pencilan spasial telah banyak dikembangkan termasuk model regresi *robust* (Atikah dkk., 2021). Penelitian yang dilakukan oleh Mukrom dkk (2021) menunjukkan bahwa *Robust Spatial Durbin Model* (RSDM) dengan estimasi-M lebih akurat untuk menjelaskan angka harapan hidup di Provinsi Jawa Tengah tahun 2017 dibandingkan dengan model SDM. Akan tetapi, salah satu kelemahan pada metode ini adalah tidak mampu memperbaiki kinerja model berdasarkan pengamatan yang menjadi data pencilan secara spesifik. Oleh karena itu salah satu metode alternatif yang dapat digunakan untuk mengakomodasi data pencilan spasial adalah dengan memodifikasi model SDM berdasarkan pada model pergeseran rata-rata atau dikenal dengan *Mean-Shift Outlier Model* (MSOM) (Yasin dkk., 2021).

MSOM adalah metode yang melakukan pergeseran rata-rata hanya pada pengamatan yang dianggap berpotensi sebagai pencilan dengan memberikan nilai satu pada data yang dianggap berbeda secara spasial. Penelitian yang dilakukan oleh Yasin dkk (2022) menunjukkan bahwa model yang dimodifikasi dengan pendekatan MSOM dapat menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model tanpa modifikasi pada data angka harapan hidup di Jawa Tengah tahun 2018 meskipun mengandung data pencilan. Penelitian tersebut dilakukan pada model SAR yang memiliki variabel respon berkorelasi spasial (Azizah, 2023) namun tidak berkorelasi spasial pada variabel prediktor. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan analisis pada kasus yang memiliki variabel respon dan variabel prediktor yang berkorelasi spasial.

Terdapat banyak kasus yang dapat dijelaskan berdasarkan korelasi spasial antar lokasi pengamatan salah satunya adalah kejadian balita *wasting* (Kuse dan Debeko, 2023). Menurut UNICEF/WHO/The World Bank (2021), *wasting* adalah kekurangan gizi kronik pada balita yang ditandai dengan penurunan berat badan secara terus-menerus sehingga berada pada kondisi terlalu kurus menurut tinggi badannya. Terdapat banyak faktor resiko terjadinya *wasting* seperti faktor asupan gizi melalui pemberian ASI eksklusif (Sari, 2022) hingga faktor sosial-ekonomi seperti kemiskinan dan jumlah pendapatan dalam keluarga (Lestari dkk., 2022). Bahkan, terdapat hubungan yang signifikan antara faktor lingkungan seperti ketersediaan minum layak dengan jumlah kejadian *wasting* (Triveni dkk., 2023).

Upaya untuk menekan jumlah kejadian *wasting* harus dilakukan karena kondisi ini dapat meningkatkan resiko kematian, menghambat pertumbuhan, bahkan menjadikan imun tubuh lemah yang mengakibatkan penurunan kualitas sumber daya manusia termasuk di Indonesia.

Menurut Studi Status Gizi Indonesia yang dilaksanakan oleh Kementerian Kesehatan (2021), mencatat bahwa terjadi penurunan rata-rata nasional persentase *wasting* dari 7.4% di tahun 2019 menjadi 7.1% di tahun 2021. Adapun provinsi Sulawesi Selatan dengan persentase jumlah kasus sebesar 6.2% di tahun 2021. Kota Makassar merupakan daerah dengan jumlah kasus paling banyak yaitu 2303 kasus sementara Kabupaten Luwu Utara dengan 1304 kasus atau hampir empat kali lipat dari jumlah kasus di Kabupaten Luwu Timur yang merupakan daerah tetangga dari kabupaten ini (Dinkes Sulsel, 2022). Perbedaan data yang signifikan antar wilayah yang berdekatan tersebut memungkinkan ditemukan pencilan spasial. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kasus balita *wasting* di Sulawesi Selatan yang mengandung pencilan spasial menggunakan *Modified SDM* dengan pendekatan MSOM. Hasil penelitian diharapkan mampu berkontribusi terhadap upaya yang dilakukan pemerintah dalam menekan jumlah kasus balita *wasting*.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang dibahas pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mengestimasi parameter pada model *Modified SDM* dengan pendekatan MSOM?
2. Bagaimana perbandingan hasil model SDM dan *Modified SDM* dengan pendekatan MSOM pada kasus balita *wasting* di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2021?
3. Faktor apa saja yang memengaruhi jumlah kasus balita *wasting* di Provinsi Sulawesi Selatan ditinjau dari aspek spasial?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Matriks pembobot spasial yang digunakan adalah berdasarkan jarak antar lokasi (*distance*) menggunakan metode *inverse distance weight* (IDW).

2. Data yang digunakan adalah data kasus balita *wasting* kabupaten dan kota di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2021
3. Penentuan model regresi spasial terbaik didasarkan pada nilai *Mean Square Error* (MSE) dan *Adjusted R²*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan hasil estimasi parameter model *Modified* SDM dengan pendekatan MSOM
2. Membandingkan hasil model SDM dengan model *Modified* SDM dengan pendekatan MSOM pada kasus balita *wasting* di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2021.
3. Mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kasus balita *wasting* di Provinsi Sulawesi Selatan ditinjau dari faktor spasial.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan informasi tentang model *Modified* SDM dengan pendekatan MSOM untuk menganalisis data yang mengandung pencilan spasial
2. Memberikan informasi bagi pemerintah tentang faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kasus balita *wasting* di Sulawesi Selatan ditinjau dari aspek pengaruh spasial sehingga dapat menjadi acuan dalam penanganan masalah balita *wasting* atau masalah kurang gizi secara umum di Indonesia.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Regresi Spasial

Analisis regresi spasial adalah bentuk modifikasi dari analisis regresi dengan mempertimbangkan adanya pengaruh lokasi atau daerah yang dianalisis. Kondisi pada lokasi pengamatan yang berdekatan dengan lokasi pengamatan lain cenderung memiliki hubungan erat merupakan faktor utama dalam metode ini (Anselin, 1988). Model umum regresi spasial dapat dituliskan sebagai berikut (LeSage dan Pace, 2009) :

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u} \\ \mathbf{u} &= \lambda \mathbf{W}\mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon} \end{aligned} \quad (2.1)$$

dengan:

- \mathbf{y} = vektor variabel respon berukuran $n \times 1$
- ρ = koefisien parameter *lag* spasial dari variabel respon
- \mathbf{W} = matriks pembobot spasial berukuran $n \times n$
- \mathbf{X} = matriks dari variabel prediktor berukuran $n \times (p + 1)$
- $\boldsymbol{\beta}$ = vektor koefisien parameter regresi berukuran $(p + 1) \times 1$
- λ = koefisien parameter *residual* spasial
- \mathbf{u} = vektor *residual* yang memiliki efek spasial berukuran $n \times 1$
- $\boldsymbol{\varepsilon}$ = vektor *residual* berukuran $n \times 1$

Beberapa model lain yang bisa dibentuk dari model umum berdasarkan Persamaan (2.1) adalah sebagai berikut:

1. Apabila $\rho = 0$ dan $\lambda = 0$ maka Persamaan yang terbentuk adalah model regresi klasik sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

2. Apabila $\rho \neq 0$ dan $\lambda = 0$ maka Persamaan menjadi model regresi *Spatial Autoregressive Model* (SAR) yang terjadi akibat adanya dependensi nilai respon antar lokasi dengan Persamaan yang terbentuk adalah:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

3. Apabila $\rho = 0$ dan $\lambda \neq 0$ maka Persamaan yang terbentuk adalah regresi *Spatial Residual Model* (SEM) yang terjadi akibat adanya dependensi nilai *residual* antar lokasi dengan Persamaan sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}$$

$$\mathbf{u} = \lambda \mathbf{W}\mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

4. Apabila $\rho \neq 0$ dan $\lambda \neq 0$ maka Persamaan menjadi *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA) yang adalah kombinasi dari model SAR dan SEM dengan Persamaan:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}$$

$$\mathbf{u} = \lambda \mathbf{W}\mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

2.1.1 Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial (\mathbf{W}) adalah matriks $n \times n$ tak negatif yang menyatakan hubungan antara suatu wilayah sebanyak n pengamatan dan menjadi komponen utama dalam pemodelan data spasial (Arif dkk., 2019). Hubungan tersebut disajikan dalam ukuran bobot spasial antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j yang dituliskan sebagai elemen matriks (w_{ij}) (Dormann dkk., 2007). Fungsi dari pembobot spasial adalah untuk memberikan nilai estimasi yang berbeda untuk lokasi yang tidak sama. Pada data spasial, pendugaan parameter lokasi ke- i dipengaruhi oleh lokasi yang lebih dekat dibandingkan lokasi yang lebih jauh sehingga pemilihan pembobot spasial dalam menduga parameter menjadi penting (Fadli dkk., 2018). Menurut Lega dkk. (2023), penentuan ukuran bobot spasial (w_{ij}) dapat diperoleh berdasarkan konsep persinggungan (*contiguity*) atau konsep jarak (*distance*).

Konsep jarak dalam penentuan bobot spasial ditentukan berdasarkan jarak antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j yang pada prinsipnya memberikan bobot bernilai tinggi pada jarak yang dekat dan memberikan bobot bernilai rendah pada jarak yang semakin jauh (Agustina dkk., 2022). Salah satu metode yang sering digunakan adalah metode *inverse distance weight* (IDW) atau metode invers jarak. Elemen matriks pembobot dengan metode invers jarak didapatkan dari perhitungan jarak sesungguhnya antar lokasi pengamatan berdasarkan perhitungan jarak tempuh terdekat dalam satuan kilometer.

Besaran jarak yang diperoleh akan digunakan untuk menghitung bobot invers jarak masing-masing lokasi. Setelah itu, matriks pembobot spasial dihitung dengan menstandarkan bobot invers jarak. Matriks pembobot pada umumnya distandarisasi sehingga pada setiap baris akan berjumlah 1 dengan tujuan untuk membuat bobot

yang proporsional pada setiap lokasi pengamatan (Elhorst, 2014). Matriks pembobot invers jarak yang terstandarisasi dinyatakan dalam Persamaan berikut:

$$w_{ij} = \frac{\frac{1}{d_{ij}}}{\sum_{j=1}^n \frac{1}{d_{ij}}}, i \neq j \quad (2.2)$$

Dengan,

w_{ij} : bobot invers jarak terstandarisasi antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j

d_{ij} : jarak antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j

2.2 Pengujian Efek Spasial

Penentuan adanya efek spasial pada model regresi spasial dilakukan melalui uji heterogenitas spasial dan uji dependensi spasial. Penentuan model dilakukan apabila terdapat efek heterogenitas maka menggunakan pendekatan titik dan apabila terdapat efek dependensi maka menggunakan pendekatan area (Pratiwi dkk., 2020).

2.2.1 Uji Heterogenitas Spasial

Pengujian efek heterogenitas dilakukan untuk mengetahui adanya keragaman kondisi antar lokasi. Kondisi tersebut adalah nilai parameter yang berbeda. Pengujian efek spasial dengan uji heterogenitas dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan (BP test)*. Uji ini digunakan untuk mendeteksi asumsi kehomogenan ragam sisaan dengan hipotesis yang diuji adalah:

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2$ (Terdapat homogenitas spasial)

H_1 : minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma_j^2$ dengan $i \neq j$ (Terdapat heterogenitas spasial)

Statistik uji yang digunakan pada uji *Breusch-Pagan* sebagai berikut:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} + \left(\frac{1}{T} \right) \left(\frac{\mathbf{e}^T \mathbf{W} \mathbf{e}}{\sigma^2} \right)^2 \quad (2.3)$$

Dengan elemen vektor \mathbf{f} adalah $f_i = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1 \right)$, dan e_i^2 adalah residual untuk observasi ke- i dan \mathbf{Z} merupakan matriks variabel prediktor yang terstandarisasi berukuran $n \times (p + 1)$ serta $\mathbf{T} = Tr[\mathbf{W}^T \mathbf{W} + \mathbf{W}^2]$.

Pengambilan keputusan pada uji ini adalah tolak H_0 jika statistik uji $BP > \chi^2_{(\alpha,p)}$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$ dengan p adalah banyaknya variabel prediktor (Agustina dkk., 2022; Munikah dkk., 2014).

2.2.2 Uji Dependensi Spasial

Dependensi spasial terjadi karena adanya dependensi atau ketergantungan nilai antar suatu wilayah (Mustika dkk., 2019). Kondisi ini menunjukkan adanya kemiripan sifat untuk lokasi yang saling berdekatan atau terjadi autokorelasi antar residual di lokasi pengamatan (Anselin, 1988). Pengujian efek dependensi spasial adalah komponen penting dalam analisis spasial dan tidak dapat diabaikan karena dapat menimbulkan estimator yang bias dan kesimpulan yang tidak akurat. Dalam mengidentifikasi adanya efek ketergantungan spasial pada model dapat dilakukan dengan melakukan uji signifikansi *Morans' I* (Usali dkk., 2021). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

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

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

Statistik uji *Moran's I* dirumuskan sebagai berikut:

$$Z(\hat{I}) = \frac{\hat{I} - E(\hat{I})}{\sqrt{Var(\hat{I})}} \quad (2.4)$$

dengan

$$\hat{I} = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}; E(\hat{I}) = -\frac{1}{n-1} \text{ dan } Var(\hat{I}) = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2}{(n^2 - 1) S_0^2} - [E(\hat{I})]^2$$

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

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

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

Keterangan:

\hat{I} = nilai Indeks Moran

n = banyaknya lokasi pengamatan

x_i = nilai pada lokasi ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$)

x_j = nilai pada lokasi ke- j ($j = 1, 2, \dots, n$)

\bar{x} = rata-rata nilai pengamatan pada semua wilayah

w_{ij} = bobot terstandarisasi antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j

$E(\hat{I})$ = nilai ekspektasi dari nilai Indeks Moran

$Var(\hat{I})$ = nilai variansi dari nilai Indeks Moran

Dasar pengambilan keputusan adalah tolak H_0 jika $|Z(\hat{I})| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$ pada taraf signifikansi α yang berarti terdapat dependensi spasial dalam antar lokasi pengamatan (Lee dan Wong, 2000). Rentang nilai Indeks Moran (I) untuk matriks pembobot yang terstandarisasi bernilai $-1 \leq I \leq 1$. Nilai $-1 \leq I < 0$ menunjukkan terjadinya dependensi spasial negative mengindikasikan daerah yang berdekatan memiliki nilai yang cenderung berbeda. Nilai $I = 0$ menunjukkan bahwa daerah pengamatan tidak berkelompok dan Nilai $0 \leq I < 1$ atau positif menunjukkan terjadinya dependensi spasial positif dapat menunjukkan bahwa daerah dengan jarak berdekatan akan memiliki nilai yang cenderung mirip (Habinuddin, 2021).

2.3 Spatial Durbin Model

Model *Spatial Durbin* (SDM) merupakan model khusus dari model *Spatial Autoregressive* (SAR) yaitu memiliki dependensi spasial pada variabel respon tetapi terdapat pula dependensi spasial pada variabel predictor (Anselin, 1988). Menurut (LeSage dan Pace, 2009) model SDM memiliki bentuk Persamaan sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \alpha \mathbf{1}_n + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{W}\mathbf{X}\boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.5)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$$

atau dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{Z}\boldsymbol{\delta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.6)$$

dengan:

\mathbf{Z} = $[\mathbf{1}_n \quad \mathbf{X} \quad \mathbf{W}\mathbf{X}]$ berukuran $n \times (2p + 1)$

$\boldsymbol{\delta}$ = $\begin{bmatrix} \alpha \\ \boldsymbol{\beta} \\ \boldsymbol{\theta} \end{bmatrix}$ berukuran $(2p + 1) \times 1$

\mathbf{y} = vektor variabel respon berdimensi $n \times 1$

\mathbf{X} = matriks variabel predictor berdimensi $n \times p$

ρ = koefisien parameter *lag* spasial dari \mathbf{y}

- α = parameter konstan
 β = vektor parameter regresi, berdimensi $p \times 1$
 θ = vektor parameter *lag* spasial pada variabel prediktor berdimensi $p \times 1$
 W = matriks pembobot spasial berdimensi $n \times n$
 ε = vektor residual berdimensi $n \times 1$
 $\mathbf{1}_n$ = vektor dengan elemen angka 1 berdimensi $n \times 1$

2.4 Pengujian Model Regresi

2.4.1 Uji Kecocokan Model

Uji kecocokan model SDM dapat menggunakan pengujian dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \rho = \beta_j = \theta_j = 0,$$

$$H_1: \exists \rho \neq 0, \beta_j \neq 0 \text{ atau } \theta_j \neq 0, \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji dinyatakan dengan Persamaan berikut:

$$F_{hitung} = \frac{(SST - SSE)/p}{SSE/(n - p - 1)} \sim F_{n-p-1} \quad (2.7)$$

Dengan:

SST = jumlah kuadrat total

SSE = jumlah kuadrat residual

p = banyaknya variabel prediktor

n = jumlah pengamatan

Pengambilan keputusan pada uji ini adalah tolak H_0 jika $F_{hitung} > F_{\alpha; p, n-p-1}$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$ (Mukrom dkk., 2021).

2.4.2 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter model SDM dilakukan dengan statistik uji *Wald* (Anselin, 1988). Pengujian setiap parameter model SDM dijabarkan berikut ini:

Untuk menguji parameter ρ digunakan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \rho = 0$$

$$H_1: \rho \neq 0$$

Statistik uji dinyatakan sebagai berikut:

$$Wald_{\rho} = \frac{\hat{\rho}^2}{var(\hat{\rho})} \sim \chi_1^2 \quad (2.8)$$

Dengan keputusan tolak H_0 jika statistik uji $Wald_{\rho} > \chi_{(\alpha,1)}^2$

Untuk menguji parameter β digunakan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji dinyatakan sebagai berikut:

$$Wald_{\beta} = \frac{\hat{\beta}_j^2}{var(\hat{\beta}_j)} \sim \chi_1^2 \quad (2.9)$$

Dengan keputusan tolak H_0 jika statistik uji $Wald_{\beta} > \chi_{(\alpha,1)}^2$

Untuk menguji parameter θ digunakan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \theta_j = 0$$

$$H_1: \theta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji dinyatakan sebagai berikut:

$$Wald_{\theta} = \frac{\hat{\theta}_j^2}{var(\hat{\theta}_j)} \sim \chi_1^2 \quad (2.10)$$

Dengan keputusan tolak H_0 jika statistik uji $Wald_{\theta} > \chi_{(\alpha,1)}^2$

Dengan:

$var(\hat{\rho})$ = elemen diagonal matriks varians yang berkorespondensi terhadap ρ

$var(\hat{\beta}_j)$ = elemen diagonal matriks varians yang berkorespondensi terhadap β

$var(\hat{\theta}_j)$ = elemen diagonal matriks varians yang berkorespondensi terhadap θ

(Ramadani dkk., 2013).

2.4.3 Uji Asumsi Regresi

1. Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk menguji nilai residual terdistribusi normal atau tidak. Model dengan nilai residual yang berdistribusi normal adalah model yang terbaik sehingga menghasilkan hasil uji yang valid (Ghozali, 2013). Menurut Tyastirin dan Hidayati (2017), statistik uji yang dapat digunakan adalah uji

Shapiro-Wilk yang cocok untuk jumlah pengamatan kurang dari 50 dengan hipotesis uji yang digunakan adalah sebagai berikut:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji *Shapiro-Wilk* dituliskan dalam Persamaan sebagai berikut:

$$W = \frac{1}{s^2} \left[\sum_{i=1}^n a_i (e_{n-i+1} - e_i) \right]^2 \quad (2.11)$$

dengan

$$s^2 = \sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})^2$$

Keterangan:

a_i = Koefisien *Shapiro-Wilk test*

e_{n-i+1} = Residual ke $n - i + 1$

e_i = Residual ke- i

\bar{e} = Rata-rata residual

n = Banyaknya data

s^2 = Variansi residual

Pengambilan keputusan pada uji ini adalah terima H_0 jika statistik uji W lebih besar dari nilai kritis pada tabel $W(n, \alpha)$ (Syamsudin dkk., 2020).

2. Uji Multikolinieritas

Multikolinieritas menunjukkan adanya hubungan linier antara sebagian atau semua variabel yang sebaiknya tidak terjadi dalam menganalisis data menggunakan analisis regresi. Salah satu cara dalam mengidentifikasi adanya multikolinieritas adalah dengan melakukan perhitungan nilai *Varians Inflation Factor* (VIF) menggunakan rumus sebagai berikut:

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.12)$$

dengan,

R_j^2 = koefisien determinasi antara variabel X_j dengan variabel bebas lain ($j = 1, 2, \dots, p$). Pengambilan keputusan pada uji ini adalah jika terdapat nilai $VIF > 10$ maka terindikasi terjadi multikolinieritas (Gujarati, 2006).

3. Uji Heterokedastisitas

Uji heterokedastisitas digunakan untuk menguji ketaksamaan variansi residual antara pengamatan. Model yang baik adalah yang tidak terindikasi terjadinya heterokedastisitas (Ghozali, 2013). Uji heterokedastisitas yang digunakan yaitu uji *Breusch-Pagan* dengan hipotesis:

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

H_1 : minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma_j^2$ dengan $i \neq j$ (Terjadi heterokedastisitas)

Statistik uji dari *Breusch-Pagan test* adalah sebagai berikut:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \quad (2.13)$$

dengan vektor \mathbf{f} adalah $f_i = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1 \right)$ dan e_i adalah residual observasi ke- i serta \mathbf{Z} adalah matriks variabel prediktor yang terstandarisasi berukuran $n \times (p + 1)$ dengan p adalah banyaknya jumlah variabel prediktor. Kriteria keputusan tolak H_0 jika statistik uji $BP > \chi_{(\alpha, p)}^2$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$ (Mustari dan Zain, 2017).

4. Uji Autokorelasi

Uji autokorelasi dilakukan untuk mengetahui adanya hubungan antara residual berdasarkan urutan pengamatan atau korelasi pada dirinya sendiri (Mubarak, 2021). Statistik uji yang digunakan untuk mendeteksi adanya autokorelasi dapat menggunakan uji *Durbin-Watson* dengan statistik uji sebagai berikut:

$$d = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (2.14)$$

dengan

d : nilai *Durbin-Watson*

e_i : residual untuk obeservasi ke- i

e_{i-1} : residual untuk observasi $i - 1$

n : banyaknya observasi

Kriteria yang digunakan dalam pengujian adalah dengan membandingkan nilai statistik d yang diperoleh dengan tabel *durbin watson* .Berikut ini kriteria pengambilan keputusan pada uji *durbin-watson*:

- apabila $0 < d < dL$ maka terjadi autokorelasi positif
- apabila $dU < d < 4 - dU$, maka tidak terjadi autokorelasi

- c. apabila $4 - dl < d < 4$ maka terjadi autokorelasi negatif
- d. apabila $dL < d < dU$ atau $4 - dU < d < 4 - dL$, maka tidak ada keputusan dengan dU adalah nilai batas atas dan dL adalah nilai batas bawah tabel *durbin watson* (Gujarati, 2003).

2.5 Pencilan Spasial

Pencilan spasial adalah objek pengamatan yang relative ekstrim atau berbeda secara signifikan dengan objek pengamatan lainnya yang berada dalam lokasi yang berdekatan. Pencilan spasial juga didefinisikan sebagai ketidakstabilan lokal yang dapat disebabkan karena pengambilan nilai pengamatan yang berbeda dengan yang lainnya.

2.5.1 Moran Scatterplot

Moran Scatterplot adalah metode grafik digunakan untuk mengidentifikasi pencilan spasial dengan menilai kemiripan objek pengamatan dengan objek pengamatan lain yang memiliki unsur ketetanggaan. Pembagian kuadran pada *Moran Scatterplot* disajikan pada Gambar 2.1 berikut:

Kuadran II <i>Low-High</i>	Kuadran I <i>High-High</i>
Kuadran III <i>Low-Low</i>	Kuadran IV <i>High-Low</i>

Gambar 2.1 Ilustrasi *Moran Scatterplot*

Pada *Moran Scatterplot*, sumbu vertikal menunjukkan nilai terstandarisasi dari objek pengamatan yang memiliki unsur ketetanggaan sedangkan sumbu horizontal menunjukkan nilai terstandarisasi dari setiap objek pengamatan. Adapun setiap kuadran menunjukkan hubungan spasial yang terjadi dengan penjelasan sebagai berikut:

1. Kuadran I mengindikasikan objek pengamatan bernilai tinggi dan dikelilingi oleh objek pengamatan bernilai tinggi pula
2. Kuadran II mengindikasikan objek pengamatan bernilai rendah tetapi dikelilingi oleh objek pengamatan bernilai tinggi

3. Kuadran III mengindikasikan objek pengamatan bernilai rendah dan dikelilingi oleh objek pengamatan bernilai rendah pula

4. Kuadran IV mengindikasikan objek pengamatan bernilai tinggi tetapi dikelilingi oleh objek pengamatan bernilai rendah

Adapun objek pengamatan yang terletak pada Kuadran II dan IV dapat diidentifikasi sebagai pencilan spasial karena berada di sekitar objek pengamatan yang memiliki nilai berbeda secara signifikan (Shekhar dkk., 2003). Meskipun demikian, metode ini tidak dapat memberikan informasi pengelompokan spasial secara signifikan (Wati dkk., 2022).

2.5.2 Local Indicator of Spatial Autocorrelation

Local Indicator of Spatial Autocorrelation (LISA) merupakan uji untuk mengidentifikasi autokorelasi lokal pada setiap lokasi dan mengidentifikasi nilai pencilan spasial (Mohd Sairi dkk., 2020). LISA dinyatakan dengan Persamaan berikut:

$$LISA = Z_i \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} Z_j \right) \quad (2.15)$$

$$Z_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma}; Z_j = \frac{x_j - \mu}{\sigma}$$

dengan,

L_i = nilai LISA

Z_i = nilai pengamatan yang distandarisasi pada lokasi ke- i

Z_j = nilai pengamatan yang distandarisasi pada lokasi ke- j

W_{ij} = elemen matriks pembobot yang distandarisasi antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j

μ = rata-rata dari keseluruhan pengamatan

σ = standar deviasi dari keseluruhan pengamatan

Apabila nilai $L_i < 0$, maka dapat dikatakan bahwa objek pengamatan tersebut adalah pencilan spasial (Khofifah, 2022).

2.6 Mean Shift Outlier Model

Mean shift outlier model (MSOM) adalah model yang secara umum digunakan sebagai metode untuk mendeteksi pencilan dalam model spasial khususnya pada kasus geodesi (Lehmann dkk., 2020). Akan tetapi, MSOM juga dapat digunakan untuk memodelkan regresi spasial dengan mengakomodasi adanya data pencilan. Model MSOM pada dasarnya melakukan pergeseran rata-rata hanya pada pengamatan yang dianggap berpotensi sebagai pencilan spasial. Model ini diformulasikan dengan variabel *dummy* yang diberi nilai satu untuk data pencilan dan bernilai nol untuk yang bukan pencilan (Baba dkk., 2022).

Misalkan a adalah indeks dari seluruh pengamatan yang dianggap sebagai pencilan dalam model regresi spasial maka, modifikasi dari model regresi spasial dengan metode MSOM dapat dilakukan dengan menggeser rata-rata data dengan membentuk komponen matriks \mathbf{D}_a . Berikut ini model umum modifikasi regresi spasial dengan metode MSOM:

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{D}_a\boldsymbol{\vartheta} + \mathbf{u} \\ \mathbf{u} &= \lambda \mathbf{W}\mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon} \end{aligned} \quad (2.16)$$

dengan:

$\boldsymbol{\vartheta}$ = vektor parameter berukuran $m \times 1$

\mathbf{D}_a = $[\mathbf{d}_{i_1} \dots \mathbf{d}_{i_m}]$ adalah matriks indikator berukuran $n \times m$ untuk pengamatan yang diberi indeks $a = \{i_1, \dots, i_m\}$ dimana $m < n$ dengan m adalah banyaknya pengamatan terindikasi pencilan spasial

\mathbf{d}_{i_k} = vektor berukuran $n \times 1$ dengan elemen ke- $i = 1$ untuk lokasi pengamatan yang diidentifikasi sebagai pencilan spasial dan sisanya sama dengan 0 atau lokasi yang bukan pencilan spasial dengan $k = 1, 2, \dots, m$

Adapun jika pencilan spasial yang diperoleh adalah tunggal atau $a = \{i\}$ dengan $i = 1, 2, \dots, n$ maka model MSOM pada Persamaan 2.1 menjadi:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{d}_i\vartheta + \mathbf{u} \quad (2.17)$$

dengan \mathbf{d}_i adalah vektor berukuran $n \times 1$ dengan elemen ke- i sama dengan 1 dan yang lain bernilai nol serta ϑ adalah sebuah skalar (Dai dkk., 2016).

2.7 Modified Spatial Durbin Model dengan Pendekatan Mean Shift Outlier Model

Secara umum, model *Spatial Durbin Model* (SDM) berdasarkan Persamaan (2.6) dengan modifikasi berdasarkan pendekatan *Mean Shift Outlier Model* dapat dijabarkan sebagai berikut:

$$y = \rho W y + \alpha \mathbf{1}_n + X \beta + W X \theta + D_a \vartheta + \varepsilon \quad (2.18)$$

$$= \rho W y + [\mathbf{1}_n \quad X \quad W X \quad D_a] \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \theta \\ \vartheta \end{bmatrix} + \varepsilon$$

$$= \rho W y + Z \gamma + \varepsilon \quad (2.19)$$

Dengan $Z = [\mathbf{1}_n \quad X \quad W X \quad D_a]$, $\gamma = [\alpha \quad \beta \quad \theta \quad \vartheta]^t$, $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$ dan

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{pmatrix}$$

Untuk mengestimasi parameter ρ dan γ pada Persamaan (2.19) dapat menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* seperti pada model SDM (Yasin dkk., 2021).

2.8 Estimasi Parameter Modified Spatial Durbin Model

Menurut Yasin dkk. (2021), estimasi parameter model *Modified Spatial Durbin Model* pada Persamaan (2.19) dapat dilakukan dengan menggunakan metode *maximum likelihood estimation* untuk parameter γ dan parameter ρ dapat dilakukan dengan optimasi melalui iterasi numerik dengan memaksimalkan fungsi *log likelihood* yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$l(\rho | y) = C - \frac{n}{2} \ln(\mathbf{e}_0 - \rho \mathbf{e}_d)^T (\mathbf{e}_0 - \rho \mathbf{e}_d) + \ln |I_n - \rho W| \quad (2.20)$$

dengan $C = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) + \frac{n}{2} \ln(n) - \frac{n}{2}$ adalah konstanta yang tidak bergantung pada parameter ρ . Adapun nilai parameter ρ berada pada rentang $\frac{1}{\lambda_{\text{minimum}}} < \rho < \frac{1}{\lambda_{\text{maksimum}}}$ dengan λ adalah nilai eigen dari matriks pembobot spasial IDW. Estimasi parameter γ dilakukan dengan memaksimalkan *log likelihood* residual model regresi sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\mathbf{y}} = (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T ((\mathbf{I}_n - \hat{\rho} \mathbf{W}) \mathbf{y})$$

$$\hat{\mathbf{y}} = (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{y} - \hat{\rho} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{W} \mathbf{y} \quad (2.21)$$

2.9 Ukuran Kebaikan Model

2.9.1 Koefisien Determinasi

Penentuan ukuran kebaikan model dapat menggunakan koefisien determinasi (R^2). Nilai ini memberikan gambaran variasi total yang dapat dijelaskan oleh model sehingga dapat diketahui keakuratan garis regresi dalam menjelaskan kelompok data dari hasil pengamatan (Mubarak, 2021). Menurut (Santoso, 2001), untuk model regresi dengan lebih dari dua variabel prediktor sebaiknya menggunakan koefisien determinasi yang disesuaikan (*Adjusted R²*) dengan Persamaan sebagai berikut:

$$R_{adj,p}^2 = 1 - \frac{SSE/(n-p-1)}{SST/(n-1)} \quad (2.22)$$

Adapun n adalah jumlah pengamatan, p adalah banyaknya variabel prediktor, SST adalah jumlah kuadrat total dan SSE adalah jumlah kuadrat residual (Montgomery dkk., 2012).

Nilai koefisien determinasi memiliki rentang 0 sampai 1. Nilai tersebut menjelaskan seberapa besar variasi dari variabel respon dapat dijelaskan oleh variabel prediktor. Apabila nilai koefisien determinasi bernilai 0 maka variasi dari variabel respon tidak dapat dijelaskan oleh variabel prediktor sama sekali. Sementara apabila bernilai satu artinya variasi variabel respon dapat dijelaskan oleh variabel prediktor secara keseluruhan atau semakin tinggi nilai koefisien determinasi maka model semakin baik (Mubarak, 2021).

2.9.2 Mean Square Error

Metode alternatif yang digunakan untuk menentukan ukuran kebaikan model dilakukan dengan menghitung nilai *Mean Square Error* (MSE). Perhitungan MSE dilakukan menggunakan Persamaan berikut:

$$MSE = \frac{SSE}{n-p-1} \quad (2.23)$$

dengan n adalah jumlah pengamatan, p adalah banyaknya variabel prediktor dan SSE adalah jumlah kuadrat residual. Nilai MSE yang semakin kecil hingga mendekati nol adalah model regresi yang paling baik (Montgomery dkk., 2012).

2.10 *Wasting*

Wasting adalah permasalahan gizi akut pada balita yang mencakup keadaan kurus (*Wasted*) atau gizi kurang dan sangat kurus (*Severe Wasted*) atau gizi buruk. Keadaan ini ditandai dengan berat badan balita yang tidak seimbang dengan tinggi badan. Indikator pengukuran balita *wasting* menurut Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 2 Tahun 2020 adalah sebagai berikut:

Tabel 2.1 Indikator *Wasting*

Indeks	Kategori <i>Wasting</i>	Ambang Batas
Berat Badan berdasarkan Tinggi Badan (BB/TB)	<i>Severe Wasted</i>	$< -3SD$
	<i>Wasted</i>	$-3SD$ sampai $-2SD$

dengan SD adalah standar deviasi dari standar pertumbuhan yang ditetapkan oleh *World Health Organization* (WHO) (Kemenkes, 2020).

Menurut laporan oleh UNICEF/WHO/The World Bank (2021), pada tahun 2020 terdapat sebanyak 45.4 juta balita yang terindikasi *wasted* dengan 13.6 juta diantaranya masuk dalam kategori *severe wasted*. Dari total tersebut, sebanyak hampir 27% berasal dari Afrika dan 70% berasal dari Asia. Adapun pada tahun 2018, Indonesia masuk sebagai negara dengan kategori jumlah kasus yang tinggi yaitu 10.2%. Menurut Studi Status Gizi Indonesia yang diterbitkan oleh (Kemenkes, 2021), terjadi penurunan balita *wasted* di tahun 2021 yaitu sebesar 7.1% dan Provinsi Sulawesi Selatan adalah provinsi urutan kelima dengan jumlah kasus paling sedikit yaitu 6.2% meskipun terjadi perbedaan antar daerah. Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan dengan jumlah kasus paling sedikit adalah Kabupaten Bantaeng dengan 260 kasus dan Kota Makassar menjadi wilayah dengan jumlah kasus *wasting* paling banyak yaitu sebesar 2303 kasus (Dinkes Sulsel, 2022).

Berbagai upaya telah dilakukan dalam menekan jumlah kasus *wasting* pada balita. Akan tetapi, berbagai faktor resiko masih kurang menjadi perhatian bagi masyarakat. Menurut UNICEF/WHO/The World Bank (2021), pencegahan dapat dilakukan dengan mengoptimalkan pemberian ASI eksklusif pada dua tahun pertama kehidupan, asupan makanan bergizi dan ketersediaan lingkungan yang mendukung termasuk akses terhadap minum layak serta pemberian vitamin sejak dini. Adapun status ekonomi dan jumlah pengeluaran keluarga untuk makanan dapat berpengaruh terhadap jumlah kejadian *wasting* karena berkaitan dengan kuantitas dan kualitas makanan yang diperoleh oleh balita (Muliah dkk., 2017; Soedarsono dan Sumarmi, 2021; UNICEF, 2019). Pelayanan kesehatan termasuk aksesibilitas dan cakupan pelayanan juga dapat mempengaruhi status gizi (Megatsari dkk., 2018). Adapun kondisi demografi seperti kepadatan penduduk melalui jumlah keluarga dalam rumah tangga juga dapat berpengaruh positif (Gebre dkk., 2019). Dengan demikian, pemerintah dapat melakukan program pendekatan dan perbaikan kepada faktor yang dimaksud untuk mendukung tujuan pembangunan berkelanjutan atau *SDGs* 2.2 dalam rangka mengakhiri segala bentuk malnutrisi termasuk *wasting*.