

**IMPLEMENTASI METODE *GENERALIZED SPACE TIME*  
*AUTOREGRESSIVE* (GSTAR) PADA DATA CURAH HUJAN BEBERAPA  
KOTA DI PROVINSI LAMPUNG**

**(Skripsi)**

**Oleh**

**MUHAMMAD FAJAR SIDIQ**



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

## ABSTRAK

### IMPLEMENTASI METODE *GENERALIZED SPACE TIME AUTOREGRESSIVE* (GSTAR) PADA DATA CURAH HUJAN BEBERAPA KOTA DI PROVINSI LAMPUNG

Oleh

MUHAMMAD FAJAR SIDIQ

Provinsi Lampung dikenal memiliki curah hujan yang tinggi dan kondisi iklim yang sangat basah, yang menyebabkan intensitas hujan di daerah ini cukup besar. Oleh karena itu, informasi mengenai curah hujan di Provinsi Lampung sangat penting untuk dipahami. Besarnya intensitas curah hujan di provinsi ini dipengaruhi oleh karakteristik wilayah yang mencakup daerah pantai, dataran rendah, dan dataran tinggi. Saat ini, prakiraan cuaca telah menjadi kebutuhan penting bagi banyak orang di seluruh dunia. Selain itu, Provinsi Lampung juga dikenal sebagai penghasil berbagai komoditas pangan unggulan, seperti tebu, kopi, nanas, beras, pisang, coklat, dan jagung. Curah hujan memiliki pengaruh besar terhadap kualitas dan kuantitas hasil panen dari tanaman-tanaman tersebut. Oleh karena itu, peramalan curah hujan menjadi hal yang penting dilakukan. Salah satu metode peramalan yang mempertimbangkan hubungan antara waktu dan lokasi adalah model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR). Dalam penelitian ini, digunakan tiga jenis bobot lokasi pada model GSTAR, yaitu bobot lokasi seragam, bobot lokasi invers jarak, dan bobot lokasi normalisasi korelasi silang. Hasil analisis menunjukkan bahwa model GSTAR  $(6_1)I(1)$  dengan bobot lokasi invers jarak merupakan model terbaik, karena memenuhi asumsi *white noise* dan memiliki nilai RMSE sebesar 0,3442, yang lebih kecil dibandingkan dengan model GSTAR  $(6_1)I(1)$  dengan bobot lokasi invers jarak dan bobot lokasi normalisasi korelasi silang.

## **ABSTRACT**

### **IMPLEMENTATION OF THE GENERALIZED SPACE TIME AUTOREGRESSIVE (GSTAR) METHOD ON RAINFALL DATA IN SOME CITIES IN LAMPUNG PROVINCE**

**By**

**MUHAMMAD FAJAR SIDIQ**

Lampung Province is known to have high rainfall and very wet climate conditions, which causes the intensity of rain in this area to be quite large. Therefore, information regarding rainfall in Lampung Province is very important to understand. The intensity of rainfall in this province is influenced by the characteristics of the region which includes coastal areas, lowlands and highlands. Nowadays, weather forecasting has become an important need for many people around the world. Apart from that, Lampung Province is also known as a producer of various superior food commodities, such as sugar cane, coffee, pineapple, rice, bananas, chocolate and corn. Rainfall has a big influence on the quality and quantity of harvest from these plants. Therefore, forecasting rainfall is an important thing to do. One forecasting method that considers the relationship between time and location is the Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR) model. In this research, three types of location weights are used in the GSTAR model, namely uniform location weights, distance inverse location weights, and cross-correlation normalized location weights. The analysis results show that the GSTAR  $(6_1)I(1)$  model with inverse distance location weights is the best model, because it meets the white noise assumptions and has an RMSE value of 0.3442, which is smaller than the GSTAR  $(6_1)I(1)$  model with distance inverse location weights and cross-correlation normalized location weights.

**IMPLEMENTASI METODE *GENERALIZED SPACE TIME*  
*AUTOREGRESSIVE* (GSTAR) PADA DATA CURAH HUJAN BEBERAPA  
KOTA DI PROVINSI LAMPUNG**

Oleh

**MUHAMMAD FAJAR SIDIQ**

(Skripsi)

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar  
SARJANA MATEMATIKA**

Pada

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



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

Judul Skripsi : **IMPLEMENTASI METODE GENERALIZED SPACE TIME AUTOREGRESSIVE (GSTAR) PADA DATA CURAH HUJAN BEBERAPA KOTA DI PROVINSI LAMPUNG**


Nama Mahasiswa : **Muhammad Fajar Sidiq**


Nomor Pokok Mahasiswa : **1917031068**

Program Studi : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



  
Drs. Nusyirwan, M.Si.  
NIP.196610101992031028


  
Drs. Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D.  
NIP.196207041988031002

2. Ketua Jurusan


  
Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.  
NIP.197403162005011001

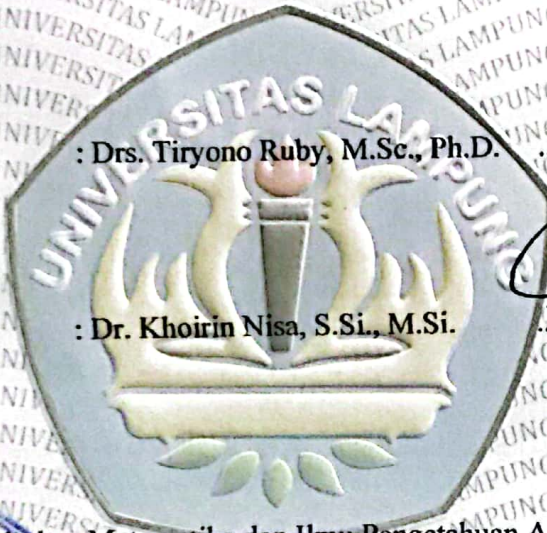
**MENGESAHKAN**

1. **Tim Penguji**

**Ketua** : Drs. Nusyirwan, M.Si. 

**Sekretaris** : Drs. Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D. 

**Anggota** : Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. 



2. **Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

  
Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.  
NIP.1917110012005011002

**Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 12 Desember 2024**

## PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Muhammad Fajar Sidiq  
Nomor Pokok Mahasiswa : 1917031068  
Jurusan : Matematika  
Judul Skripsi : Implementasi Metode *Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)* Pada Data Curah Hujan Beberapa Kota di Provinsi Lampung

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah karya penulisan ilmiah Universitas Lampung

Bandar Lampung, 12 Desember 2024

Penulis,



Muhammad Fajar Sidiq

## **RIWAYAT HIDUP**

Penulis dilahirkan di Kotabaru tanggal 08 Maret 2001, sebagai anak ketiga dari tiga bersaudara dari pasangan Bapak Untung dan Ibu Siti Khotijah., semoga Allah melimpahkan kasih sayang pada keduanya.

Pendidikan Sekolah Dasar (SD) diselesaikan di SDN 02 Sriagung di Lampung Tengah tahun 2007, Sekolah Menengah Pertama (SMP) di SMPN 01 Padangratu di Lampung Tengah pada tahun 2016, Sekolah Menengah Atas (SMA) di SMAN 01 Kalirejo pada tahun 2019.

Tahun 2019, ditahun yang sama penulis diterima sebagai mahasiswa Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN). Selama menjadi mahasiswa, penulis pernah menjadi anggota bidang Kaderisasi dan Kepemimpinan HIMATIKA periode 2020/2021.



## KATA INSPIRASI

*“Orang lain ga akan bisa paham struggle dan masa sulit kita, yang mereka ingin tahu hanya bagian succes stories. Berjuanglah untuk diri sendiri walaupun tidak yang bertepuk tangan. Kelak diri kita dimasa depan akan sangat bangga akan apa yang kita perjuangkan hari ini”*

(Muhammad Fajar Sidiq)

*“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya”*

(Q.S. Al-Baqarah: 286)

*“Jika yang terbaik saja mungkin, baik saja tidak cukup”*

(Penulis)

## **PERSEMBAHAN**

Alhamdulillah Rabbil 'Alamin, dengan mengucapkan puji dan syukur kepada Allah SWT atas segala limpah rahmat, hidayah dan karunia-Nya. Saya persembahkan skripsi ini yang dibuat dengan kesabaran dan ketulusan hati kepada :

### ***Kedua Orang Tua dan Keluarga***

Terima kasih atas kasih sayang, dukungan, motivasi, nasihat dan doa yang tidak berhenti sampai saat ini, karena doa dan didikan kalianlah yang membawaku bertahan dan kuat sampai sejauh ini

### ***Dosen Pembimbing dan Pembahas***

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang telah memberikan ilmu, bimbingan, serta dukungan yang sangat membangun sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini

***Almamater tercinta Universitas Lampung***

## SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat dan salam atas Nabi Muhammad SAW, qudwah terbaik hingga akhir zaman beserta para penyeru-Nya yang istiqomah di jalan Allah. Dalam penyusunan skripsi ini banyak hambatan serta rintangan yang penulis hadapi, namun pada akhirnya dapat melaluinya berkat adanya bimbingan dan bantuan dari berbagai pihak baik secara moral maupun spiritual.

Untuk itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terimakasih kepada:

1. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si. selaku Dosen Pembimbing I yang telah banyak meluangkan waktu, memberikan saran, bimbingan dan pengarahan hingga selesainya skripsi ini.
2. Bapak Drs. Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D.. selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan motivasi dan arahan dalam penulisan skripsi ini.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku Pembahas yang telah memberikan saran dan pengarahan demi sempurnanya skripsi ini.
4. Ibu Noragayu, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Akademik atas segala bimbingan, nasihat dan motivasi yang telah diberikan selama mengikut pendidikan S1 – Matematika.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.

7. Superhero dan panutanku, Ayahanda Untung. Beliau memang tidak sempat merasakan Pendidikan sampai bangku perkuliahan, namun beliau mampu mendidik penulis, memotivasi, memberikan dukungan hingga penulis mampu menyelesaikan studinya sampai sarjana.
8. Pintu surgaku, Ibunda Siti Khotijah. Beliau sangat berperan penting dalam menyelesaikan program study penulis, beliau juga memang tidak sempat merasakan Pendidikan sampai bangku perkuliahan, tapi semangat, motivasi serta do'a yang selalu beliau berikan hingga penulis mampu menyelesaikan studinya sampai sarjana.
9. Untuk kakak-kakakku, Mas Nurman Fauzi dan Mas Iman Suryaman, yang telah mencurahkan perhatian, motivasi, memberikan harapan dan dukungannya hingga penulis mampu menyelesaikan skripsi ini.
10. Muhammad Fajar Sidiq (Penulis). Terimakasih sudah bertahan sampai detik ini, sudah berusaha menahan sabar, ego, tetap semangat dan tidak putus asa atas pencapaian dalam menyelesaikan Tugas Akhir meskipun banyak hal-hal yang membuat putus asa dalam menyelesaikan pencapaian ini.
11. Teman-teman angkatan 2019 yang selalu kompak; '20,'21,'22 dan keluarga besar almamatter tercinta; beserta semua pihak yang telah membantu yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Tiada lembar yang paling inti dalam laporan skripsi ini kecuali lembar persembahan, laporan ini saya persembahkan sebagai tanda bukti kepada orang tua, saudara, sahabat, serta teman taman yang selalu memberi support untuk menyelesaikan skripsi ini. Terlambat lulus atau tidak lulus tepat waktu bukanlah sebuah kejahatan, bukan pula sebuah aib. Alangkah kerdilnya jika mengukur kecerdasan seseorang hanya dari siapa yang paling cepat lulus. Bukankah sebaik-baiknya skripsi adalah skripsi yang selesai? Karena mungkin ada suatu hal dibalik itu semua, dan percayalah alasan saya disini merupakan hasil yang sepenuhnya baik, Semoga allah SWT melimpahkan rahmat dan karunia-Nya.

Bandar Lampung, 12 Desember 2024

**Muhammad Fajar Sidiq**

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xiv
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xv
<b>I. PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Tujuan Penelitian .....	3
1.3 Manfaat Penelitian .....	3
<b>II. TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	4
2.1 Statitik Deskriptif.....	4
2.2 Peramalan.....	4
2.3 Uji Korelasi.....	5
2.4 Indeks Gini.....	7
2.5 Model <i>Space Time Autoregressive</i> (STAR).....	8
2.6 Model <i>Generalized Space Time Autoregressive</i> (GSTAR) .....	9
2.7 Stasioneritas Model GSTAR.....	10
2.8 Pemilihan Orde Model GSTAR.....	11
2.9 Bobot Lokasi pada Model GSTAR.....	12
2.10 Estimasi Patameter pada Model GSTAR.....	13
2.11 Uji Kelayakan Model.....	14
2.12 Pemilihan Model Terbaik.....	15
2.12.1 <i>Root Mean Squared Error</i> (RMSE) .....	15
2.12.2 <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE).....	16
2.13 Curah Hujan.....	16
<b>III. METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	18
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian.....	18
3.2. Data Penelitian .....	18
3.3. Metode Penelitian .....	18

<b>IV. HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	23
4.1 Analisis Deskriptif .....	23
4.2 Uji Korelasi Data .....	24
4.3 Uji Heterogenitas Lokasi .....	27
4.4 Analisis GSTAR .....	28
4.5 Pembagian Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i> .....	29
4.6 Uji Stasioneritas Data .....	29
4.7 Identifikasi Model GSTAR.....	30
4.8 Perhitungan Bobot Lokasi Model GSTAR .....	31
4.9 Perhitungan Bobot Lokasi Seragam ( <i>Uniform</i> ).....	31
4.10 Perhitungan Bobot Lokasi Invers Jarak .....	32
4.11 Perhitungan Bobot Lokasi Normalisasi Korelasi Silang.....	34
4.12 Estimasi Parameter Model GSTAR .....	35
4.13 Uji Kelayakan Model.....	41
4.14 Pemilihan Model Terbaik.....	43
4.15 Peramalan Data Curah Hujan.....	43
<b>V. KESIMPULAN</b> .....	47

#### **DAFTAR PUSTAKA**

#### **LAMPIRAN**

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 1. Statistik deskriptif data curah hujan .....	23
Tabel 2. Koefisien korelasi curah hujan antar Kabupaten/Kota .....	27
Tabel 3. Pembagian Data Training dan Testing .....	29
Tabel 4. Uji ADF data curah hujan dengan p-value .....	30
Tabel 5. Uji ADF data curah hujan dengan Nilai ADF .....	30
Tabel 6. Nilai AIC .....	31
Tabel 7. Bobot lokasi seragam .....	32
Tabel 8. Jarak antar lokasi .....	33
Tabel 9. Nilai estimasi parameter model GSTAR( $G_1$ ) dengan bobot lokasi seragam .....	36
Tabel 10. Nilai estimasi parameter model GSTAR( $G_1$ ) dengan bobot lokasi invers jarak .....	36
Tabel 11. Nilai estimasi parameter model GSTAR( $G_1$ ) dengan bobot lokasi normalisasi korelasi silang .....	37
Tabel 12. Hasil Uji <i>Ljung Box Pearce</i> dengan <i>p-value</i> .....	43
Tabel 13. Hasil Uji <i>Ljung Box Pearce</i> dengan Nilai Q .....	43
Tabel 14. Nilai RMSE dan MAPE .....	43
Tabel 15. Nilai peramalan curah hujan Kabupaten Tulang Bawang Barat, Tulang Bawan dan Kabupaten Tanggamus. Januari – Juni 2023 .....	44

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
1. Flowchart Penelitian .....	19
2. Flowchart Penelitian B .....	20
3. Flowchart Analisis GSTAR .....	21
4. Plot Data Curah Hujan 3 Kabupaten .....	24
5. Grafik Peramalan Kabupaten Tulang Bawang Barat .....	45
6. Grafik Peramalan Kabupaten Tulang Bawang .....	46
7. Grafik Peramalan Kabupaten Tanggamus .....	47



# I. PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang Masalah

Indonesia merupakan negara dengan iklim tropis, sehingga banyak sektor seperti pertanian, penerbangan dan pengiriman sangat bergantung pada perkiraan curah hujan (Wahyuni & Mahmudy, 2017). Salah satu daerah yang mempunyai curah hujan yang tinggi ialah Provinsi Lampung. Maka dari itu, informasi mengenai curah hujan di Lampung sangat dibutuhkan. Pantai, dataran rendah dan dataran tinggi menjadi beberapa penyebab mengapa Lampung mempunyai curah hujan yang cukup tinggi. Pengolahan data mengenai curah hujan adalah hal penting dalam membuat peramalan curah hujan. Tetapi permasalahannya, data curah hujan yang semakin hari semakin berubah menimbulkan penumpukan data yang mengakibatkan pengolahan data mengalami pengerjaan lebih lanjut (Fauzy dkk., 2016).

Provinsi Lampung adalah daerah yang mempunyai banyak komoditas pertanian unggulan seperti tebu, nanas, pisang, kopi, beras cokelat, dan jagung. Maka dari itu, curah hujan begitu penting terhadap kualitas dan kuantitas hasil panen dari setiap tumbuhannya. Curah hujan itu sendiri disebabkan oleh beberapa faktor, diantaranya pengaruh kelembapan udara, temperature udara, kecepatan angin, dan tekanan udara (Luthfiarta dkk., 2020).. Penelitian ini menggunakan data curah hujan bulanan beberapa kota di Lampung. Karena data tersebut termasuk data ruang waktu sehingga dapat dilakukan permodelan curah hujan Provinsi Lampung dengan menggunakan metode *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR).

Bersamaan dengan perkembangan ilmu penelitian, analisis *time series* digunakan oleh banyak sekali peneliti untuk alat penelitian dalam melakukan peramalan. Data rata-rata bulanan hujan adalah jenis data *time series*. Di kehidupan sehari-hari, ada beberapa data yang mempunyai dugaan bahwa data tidak hanya mempunyai keterkaitan dengan kejadian pada waktu sebelumnya, tetapi juga mempunyai keterkaitan dengan lokasi atau tempat lain. Data seperti ini disebut data spasial. Salah satu metode peramalan yang mempertimbangkan keterkaitan antara waktu dan lokasi yaitu model *Space Time Autoregressive* (STAR) (Latupeirissa dkk., 2014).

Pfeifer dan Deustach (1980) memperkenalkan model STAR sebagai salah satu metode peramalan yang menggunakan unsur waktu dan lokasi, dengan dugaan parameter *autoregressive* setiap lokasi sama (Gustiasih & Saputro, 2018). Nilai parameter yang diperoleh model STAR konstan untuk semua lokasi, oleh sebab itu hanya berlaku pada lokasi yang homogen dan kurang sesuai pada lokasi yang heterogen. Karena kelemahan ini mengakibatkan (Borovkova dkk., 2002) untuk memperbaiki model tersebut melalui model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Model GSTAR ialah salah satu model yang digunakan untuk meramalkan data deret waktu yang mempunyai keterkaitan waktu dan lokasi. Model ini memiliki dugaan bahwa parameter *autoregressive* di setiap lokasi bervariasi maka dari itu lebih fleksibel untuk diimplementasikan di lokasi yang heterogen (Mario dkk., 2021).

Adapun penelitian terdahulu yang menerapkan metode GSTAR diantaranya yaitu Aplikasi Model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) pada Data Nilai Tukar Petani (Sari, 2021). Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) Menggunakan *Software R* (Wismarini, 2021), Pemodelan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) untuk Peramalan Tingkat Inflasi di Pulau Jawa (Maria Ingriela dkk., 2021) dan lain-lain.

Berdasarkan uraian diatas, penulis akan melakukan penelitian dengan judul “Implementasi Metode *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) pada Data Curah Hujan Beberapa Kota di Provinsi Lampung” dengan studi kasus data

curah hujan di Kabupaten Tulang Bawang Barat, Tulang Bawang, dan Tanggamus periode Januari 2018 – Desember 2022. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan hasil peramalan dengan model GSTAR terhadap curah hujan, sehingga dapat dijadikan acuan dalam peramalan selanjutnya.

## **1.2 Tujuan Penelitian**

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil peramalan dengan model GSTAR terhadap data rata-rata curah hujan bulanan di Kabupaten Tulang Bawang Barat, Tulang Bawang, dan Tanggamus. untuk dua periode ke depan.

## **1.3 Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menambah pengetahuan mengenai model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) dan penggunaan metode *Generalized Least Square* (GLS) dalam mengestimasi parameter model GSTAR.
2. Sebagai referensi tambahan bagi pembaca mengenai metode *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR).

## **II. TINJAUAN PUSTAKA**

### **2.1 Statitik Deskriptif**

Statistik adalah ilmu yang mempelajari tentang pengumpulan, pengolahan, interpretasi, dan penarikan kesimpulan data yang berbentuk angka-angka. Terdapat beberapa hal yang terkandung dalam statistik, yaitu data, perlakuan data dan angka (Nasution, 2017).

Sedangkan statistika deskriptif ialah bagian dari statistika yang mempelajari alat, teknik, atau metode yang digunakan untuk menggambarkan hasil pengamatan. Pada saat pengumpulan data, dibutuhkan penyajian data yang mudah dipahami, menarik, komunikatif, dan informatif bagi pihak lain. Bentuk penyajian data secara umum dapat dibedakan menjadi dua aspek, yaitu penyusunan data (proses *editing*, pengkodean, dan pemasukan data), lalu analisis pendahuluan yang meliputi pemilahan, pemeriksaan, dan penyusunan data sehingga suatu gambaran, pola, dan hubungan yang bermakna diperoleh (Novianti dkk., 2013).

### **2.2 Peramalan**

Peramalan merupakan teknik untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Sedangkan ramalan yaitu suatu kondisi yang diprediksi akan terjadi pada masa depan, dimana ramalan dapat didasarkan pada berbagai metode yang dikenal dengan metode peramalan. Metode peramalan itu sendiri ialah cara memprediksi secara kuantitatif sesuatu yang akan terjadi di masa yang akan datang, berdasarkan data yang relevan di masa lalu. Jadi, metode peramalan ini digunakan pada

peramalan objektif. Oleh sebab itu, metode peramalan sangat membantu karena akan bermanfaat pada proses pendekatan analitis terhadap perilaku atau pola dari data masa lalu, maka dapat memberikan cara pemikiran, pengerjaan, dan pemecahan yang sistematis dan praktis, serta memberikan gambaran umum tentang tingkat kepercayaan yang lebih besar Ketika menentukan hasil perkiraan yang diperoleh (Assauri, 1984).

Jika ditinjau dari jenis data yang digunakan, metode peramalan dikelompokkan menjadi dua, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif. Metode kualitatif digunakan tanpa model matematis, umumnya data yang ada tidak cukup representatif untuk memperkirakan masa depan (*long term forecasting*). Peramalan kualitatif mmemakai pendapat para ahli yang *expert* di bidangnya. Sedangkan metode kuantitatif didasarkan pada ketersediaan data mentah yang disertai dengan serangkaian aturan matematika untuk memprediksi hasil di masa yang akan datang. Terdapat beberapa macam model peramalan yang termasuk metode kuantitatif, diantaranya model-model regresi, model ekonometrik, dan model *Time-Series Analysis* (Robial, 2018).

Seiring dengan perkembangan ilmu penelitian, para peneliti banyak yang menggunakan analisis *time-series* sebagai alat penelitian untuk peramalan. Saat ini, ada beberapa kasus yang menduga bahwa data tidak hanya memiliki keterkaitan dengan waktu, tetapi juga memiliki keterkaitan dengan lokasi atau yang disebut dengan data spasial. Data yang menunjukkan informasi lokasi dan waktu disebut data *space time*.

### **2.3 Uji Korelasi**

Korelasi merupakan hubungan antar variabel. Terdapat korelasi positif dan korelasi negatif. Analisis korelasi yaitu uji statistik yang mengukur hubungan antar variabel. sedangkan indikator yang mengukur hubungan antar variabel disebut koefisien korelasi ( $r$  : untuk data sampel). Koefisien korelasi digunakan untuk mengukur

hubungan linier yang kuat antara dua variable. Nilai  $r$  terletak antara -1 dan 1 atau dapat ditulis  $-1 \leq r \leq 1$  dengan rumus sebagai berikut.

$$r = \frac{n \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n Z_i Z_j - \sum_{i=1}^n Z_i \sum_{j=1}^n Z_j}{\sqrt{n \sum_{i=1}^n Z_i^2 - (\sum_{i=1}^n Z_i)^2} \sqrt{n \sum_{j=1}^n Z_j^2 - (\sum_{j=1}^n Z_j)^2}} \quad (2.1)$$

dengan,

$r$  : Koefisien korelasi

$n$  : Jumlah data

$Z_i$  : Nilai variabel  $Z$  ke  $i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ )

$Z_j$  : Nilai variabel  $Z$  ke  $j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots, n$ )

Adapun langkah-langkah untuk melakukan uji korelasi adalah sebagai berikut.

1. Hipotesis

$$H_0 : \rho = 0$$

$$H_1 : \rho \neq 0$$

2. Tingkat Signifikansi

$$\alpha = 5\%$$

3. Statistika Uji :

$$t = \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (2.2)$$

Dengan :

$t$  : Statistik uji korelasi

$r$  : Koefisien korelasi

$n$  : Jumlah data

4. Daerah Kritis

Dikatakan tolak  $H_0$  jika  $|t| \geq t_{\alpha, n-2}$  atau  $p - value \leq \alpha$

5. Keputusan

6. Kesimpulan

## 2.4 Indeks Gini

Indeks Gini ditemukan oleh Corrado Gini (1884-1965) ia adalah seorang ahli statistik, demografi, dan sosiolog Italia. Ia menggunakan indeks Gini sebagai alat untuk mengukur kesenjangan pendapatan dan kekayaan di setiap lokasi (Sari, 2021). Secara umum, metode indeks Gini digunakan untuk melihat tingkat pemerataan pendapatan masyarakat berdasarkan nilai indeks Gini yang dikelompokkan menjadi  $Gn = 0$  (pemerataan sempurna), dan  $Gn = 1$  (pemerataan tidak sempurna). (Aryani dkk., 2020). Seperti yang sudah dibahas, salah satu syarat analisis model GSTAR adalah memiliki karakteristik lokasi yang bersifat heterogen. Dengan demikian, heterogenitas suatu lokasi dapat dilakukan dengan menggunakan indeks Gini.

Berikut ini adalah langkah-langkah uji heterogenitas lokasi dengan indeks Gini.

1. Hipotesis

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma_3^2 = \sigma^2 \text{ (Lokasi homogen atau pemerataan sempurna)}$$

$$H_i : \sigma_i^2 \neq \sigma^2; i = 1, 2, 3, \dots \text{ (Lokasi heterogen atau pemerataan tidak sempurna)}$$

2. Tingkat Signifikansi

$$\alpha = 5\%$$

3. Statistika Uji :

$$G = 1 + \frac{1}{n} - \frac{2}{n^2 \bar{y}_l} \sum_{i=1}^N y_i \quad (2.3)$$

dengan,

$G$  : Indeks Gini

$y_i$  : Nilai variabel yang diamati

$\bar{y}_l$  : Rata-rata nilai variabel yang diamati

$n$  : Jumlah data

$N$  : Jumlah data pada lokasi ke- $I$

$I$  : Indeks sampel

## 4. Daerah Kritis

Dikatakan tolak  $H_0$  jika indeks  $G \geq 1$ , artinya lokasi diasumsikan heterogen.

## 5. Keputusan

## 6. Kesimpulan

## 2.5 Model *Space Time Autoregressive* (STAR)

Model *Space Time Autoregressive* (STAR) ditemukan oleh Cliff dan Ord (1973). Seperti halnya model VAR, model STAR juga memiliki ketergantungan linear, baik dalam dimensi ruang maupun waktu. Perbedaan utama antara keduanya adalah bahwa dalam model STAR, ketergantungan spasial diperlihatkan melalui matriks pembobot.

Model STAR dengan orde autoregresif  $p$  dan orde spasial  $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ ,  $STAR(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ , dalam notasi matriks dapat ditulis sebagai berikut:

$$\mathbf{z}_t = \sum_{k=i}^p \sum_{l=1}^{\lambda_p} \Phi_{kl} \mathcal{N}^{(l)} \mathbf{z}(t - \mathbf{k}) + \mathbf{e}(t), \quad (2.4)$$

Dengan

$\mathbf{z}_t$  = vektor pengamatan pada waktu ke- $t$  lokasi ke- $n$  ( $N \times 1$ )

$\Phi_{kl}$  = parameter autoregresive orde waktu ke- $k$  dan ruang ke- $l$

$\mathcal{N}^{(l)}$  = matriks pembobot ( $N \times N$ ) untuk lag spasial/ruang  $l = 0, 1, \dots, \lambda_p$

$\mathbf{e}(t)$  = vektor noise ukuran ( $N \times 1$ ) yang independen, identik, berdistribusi normal multivariat dengan mean nol dan matriks varians-kovarians (Borovkova dkk., 2002). Parameter pada model  $STAR(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$  disyaratkan sama di setiap lokasi.



## 2.6 Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR)

Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) diperkenalkan pertama kali oleh Borovkova, Lopuhaa, dan Ruchjana pada tahun 2002. Model ini merupakan pengembangan yang lebih fleksibel dari model *Space Time Autoregressive* (STAR), yang dirancang untuk mengungkapkan hubungan linier antara waktu dan lokasi. Keunggulan model GSTAR terletak pada kemampuannya untuk membuat nilai parameter *autoregressive* berbeda-beda di setiap lokasi.

Jika diberikan suatu matriks  $Z_{n(t)}$  dengan  $n = 1, 2, 3, \dots, N$  merupakan lokasi dan  $t = 1, 2, 3, \dots, T$  merupakan banyak waktu observasi, maka model GSTAR ( $p; \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ ) dengan orde *autoregressive*  $p$  dan orde spasial  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  dapat ditulis sebagai berikut (Borovkova dkk., 2002):

$$Z_{n(t)} = \sum_{k=1}^p \sum_{n=1}^N \left[ \phi_{k0}^{(n)} + \sum_{l=1}^{\lambda_p} \phi_{kl}^{(n)} W^{(l)} \right] Z_{n(t-k)} + e_{n(t)} \quad (2.5)$$

Dengan

$z_t$  : Vektor pengamatan pada waktu ke-  $t$  lokasi ke-  $n$

$\phi_{k0}^{(n)}$  : Matriks diagonal parameter *autoregressive* pada lag waktu ke-  $k$  dan orde spasial 0, disetiap lokasi ke- $n$  dengan elemen diagonal  $(\phi_{k0}^1, \dots, \phi_{k0}^N)$

$\phi_{kl}^{(n)}$  : Matriks diagonal parameter *autoregressive* pada lag waktu ke-  $k$  dan orde spasial  $l$ , disetiap lokasi ke- $n$  dengan elemen diagonal  $(\phi_{kl}^1, \dots, \phi_{kl}^N)$

$W^{(l)}$  : Matriks pembobot  $N \times N$  untuk setiap orde spasial  $l$ , yang memenuhi

$$w_{ii}^{(l)} = 0 \text{ dan } \sum_{i \neq j} w_{ii}^{(l)} = 1$$

$e(t)$  = vektor galat pada waktu ke- $t$  dan lokasi ke- $n$

Persamaan (2.5) merupakan persamaan umum GSTAR dengan orde *autoregressive* dan orde spasial  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  yang dapat dinyatakan ke dalam bentuk matriks berikut:

$$\begin{pmatrix} z_1(t) \\ z_2(t) \\ z_3(t) \end{pmatrix} = \left( \begin{pmatrix} \Phi_{10}^{(1)} & 0 & 0 \\ 0 & \Phi_{10}^{(2)} & 0 \\ 0 & 0 & \Phi_{10}^{(3)} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Phi_{11}^{(1)} & 0 & 0 \\ 0 & \Phi_{11}^{(2)} & 0 \\ 0 & 0 & \Phi_{11}^{(3)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & 0 & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & 0 \end{pmatrix} \right) \begin{pmatrix} z_1(t-1) \\ z_2(t-1) \\ z_3(t-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

## 2.7 Stasioneritas Model GSTAR

Pemodelan deret waktu dianggap tepat jika data yang digunakan memenuhi kriteria stasioneritas. Data yang stasioner memiliki pola yang tetap dan tidak mengalami perubahan besar, sehingga tidak mempengaruhi hasil model prediksi secara signifikan. Deret waktu dikatakan stasioner jika rata-rata, varians, dan kovariansnya tetap konstan (Rusdi, 2011).

- $E(y_t) = \mu$  konstan untuk semua  $t$
- $Var(y_t) = \sigma^2$  konstan untuk semua  $t$
- $Cov(y_t, y_{t-k}) = \gamma_k$  konstan untuk semua  $t$

Dalam penelitian oleh Sari (2021) dalam pengujian kestasioneran data deret waktu, terdapat dua metode yang dapat digunakan, yaitu visualisasi melalui plot deret waktu dan korelogram ACF (*Autocorrelation Function*), serta uji akar unit (*unit root test*). Data dikategorikan sebagai stasioner jika plot ACF menunjukkan penurunan yang tajam menuju nol, umumnya setelah *lag* kedua atau ketiga. Namun, penggunaan plot ini untuk menilai kestasioneran data bersifat subjektif, sehingga untuk penilaian yang lebih objektif, uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dapat digunakan,

Uji ADF diperkenalkan oleh Dickey dan Fuller pada tahun 1979 dan merupakan pengujian stasioner dengan menentukan apakah data *time-series* mengandung akar unit (*unit root*) (Yudistira, 2017).

Adapun langkah-langkah dalam uji ADF sebagai berikut.

1. Hipotesis

$H_0 : \delta = 1$  Data tidak stasioner (Terdapat *unit root* stasioner dalam mean)

$H_i : \delta < 1$  Data stasioner (Tidak terdapat *unit root* stasioner dalam mean)

2. Tingkat Signifikansi

$\alpha = 5\%$

3. Statistika Uji :

$$ADF = \frac{\delta - 1}{SE(\delta)} \quad (2.7)$$

dengan,

$ADF$  : Statistik uji ADF

$\delta$  : Estimasi parameter *least square*

$SE(\delta)$  : *Standard error estimasi*

4. Daerah Kritis

Dikatakan tolak  $H_0$  jika  $ADF \leq ADF_{(\alpha,n)}$  atau  $p - value \leq \alpha$ .

5. Keputusan

6. Kesimpulan

## 2.8 Pemilihan Orde Model GSTAR

Dalam pemilihan orde spasial, model GSTAR umumnya dibatasi pada orde spasial 1, karena orde yang lebih tinggi cenderung sulit untuk diinterpretasikan (Wutsqa,dkk 2010). Selain itu, pemilihan orde waktu (*autoregressive*) dapat didasarkan pada orde model VAR ( $p$ ). Model VAR adalah pendekatan klasik untuk memodelkan data deret waktu dari lokasi-lokasi yang saling terkait. Model VAR hanya mencakup parameter *autoregressive* dengan orde  $p$ . (Rachmawansah, 2017). Identifikasi orde model VAR ditentukan oleh panjang *lag* yang optimal, yang ditentukan menggunakan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). AIC adalah ukuran yang digunakan untuk menilai kualitas model. Orde model terbaik untuk GSTAR dapat ditentukan berdasarkan nilai AIC terkecil yang diperoleh dari

berbagai pilihan *lag*. (Artianti, 2017). Nilai AIC dapat ditentukan dengan rumus berikut.

$$\ln AIC = \frac{2k}{n} + \ln \left( \sum_{i=1}^n \frac{\hat{e}_i^2}{n} \right) \quad (2.8)$$

dengan,

- $k$  : Jumlah parameter yang diestimasi
- $n$  : Jumlah observasi
- $\hat{e}$  : Residual ke- $i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )

## 2.9 Bobot Lokasi pada Model GSTAR

Bobot lokasi yang menghasilkan model dengan kesalahan prediksi rendah dianggap sebagai bobot lokasi yang baik. Kondisi tertentu harus dipenuhi dalam menentukan nilai pembobot adalah  $w_{ii}^k = 0$  dan  $\sum_{i \neq j} w_{ji}^k = 1; i = 1, 2, \dots, N$  (Sari, 2021). Dalam penelitian oleh Artianti (2017), Suhartono dan Atok (2006) menyebutkan terdapat macam – macam pembobot lokasi pada model GSTAR, diantaranya bobot lokasi seragam, bobot lokasi invers jarak, dan bobot normalisais korelasi silang.

### a) Bobot Lokasi Seragam (*Uniform*)

Bobot seragam didefinisikan dengan persamaan  $w_{ii}^k = \frac{1}{n_i}$ , di mana  $n_i$  merujuk pada jumlah lokasi yang berdekatan dengan lokasi  $i$ . Dengan demikian, bobot lokasi seragam dihitung berdasarkan banyaknya lokasi yang berdekatan dengan lokasi  $i$ . Bobot ini memberikan nilai yang sama untuk setiap lokasi, sehingga sering digunakan pada data yang memiliki jarak yang seragam (homogen) antar lokasi. (Anggraeni dkk, 2013).

### b) Bobot Invers Jarak

Pembobotan model dengan invers jarak mengacu pada jarak aktual antara lokasi-lokasi yang ada. Jarak yang digunakan biasanya diukur dari titik tengah masing-

masing lokasi. Sebagai contoh, jarak antara tiga lokasi dapat didefinisikan demikian..

$r_1$  : Jarak antara lokasi 1 dengan lokasi 2

$r_2$  : Jarak antara lokasi 1 dengan lokasi 3

$r_3$  : Jarak antara lokasi 2 dengan lokasi 3

dengan begitu, matriks pembobotnya dapat didefinisikan sebagai berikut

$$\begin{bmatrix} 0 & \frac{r_1}{r_1+r_2} & \frac{r_2}{r_1+r_2} \\ \frac{r_1}{r_1+r_3} & 0 & \frac{r_3}{r_1+r_3} \\ \frac{r_3}{r_2+r_3} & \frac{r_2}{r_2+r_3} & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & W_{12} & W_{13} \\ W_{21} & 0 & W_{23} \\ W_{31} & W_{32} & 0 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

## 2.10 Estimasi Patameter pada Model GSTAR

Model GSTAR juga merupakan model linier, sehingga estimasi parameter autoregressive pada model GSTAR dapat dilakukan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS), yang bertujuan untuk meminimalkan jumlah kuadrat dari residual. Sebagai contoh, untuk model GSTAR (1,1), bentuk model GSTAR berdasarkan persamaan (2.10) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_i(t) = \sum_{s=1}^p \phi_{s0} Z_i(t-1) + \sum_{s=1}^p \sum_{k=1}^{\lambda_s} \phi_{sk} W^k Z_{ij}(t-1) + e_i \quad (2.10)$$

dimana  $Z_i(t)$  yaitu nilai pengamatan pada waktu ke- $t$  dengan ukuran  $n \times 1$ ,  $\phi_{s0}$  yaitu matriks diagonal parameter *autoregressive*,  $\phi_{sk}$  yaitu matriks diagonal parameter spasial,  $W^k$  yaitu matriks bobot dengan ukuran  $(n \times n)$ , dan  $e_i$  yaitu residual berukuran  $(n \times 1)$  (Putri,dkk 2018). Jika metode OLS diimplementasikan pada model GSTAR (1,1) dengan beberapa lokasi penel itian ke- $i$ , maka persamaan dalam bentuk linier bisa dituliskan berdasarkan dimodifikasi persamaan (2.11) sebagai berikut:

$$Z_i = Y_i \Phi_i + \varepsilon \quad (2.11)$$

atau dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$Z_i = \begin{bmatrix} Z_i(2) \\ Z_i(3) \\ \vdots \\ Z_i(T) \end{bmatrix}, Y_i = \begin{bmatrix} Z_1(1) & V_i(1) \\ Z_1(2) & V_i(2) \\ \vdots & \vdots \\ Z_N(T-1) & V_N(T-1) \end{bmatrix}, \Phi_i = \begin{bmatrix} \phi_{10}^i \\ \phi_{11}^i \end{bmatrix}, \varepsilon = \begin{bmatrix} e_1(2) \\ e_1(3) \\ \vdots \\ e_N(T) \end{bmatrix}$$

di mana  $Z_i$  merupakan banyaknya pengamatan ke- $i$  dengan matriks berukuran  $n \times 1$ ,  $Y_i$  merupakan matriks dengan elemen  $Z_N(T-1)$  dan  $V_N(T-1)$  dengan  $V_i(t) = \sum_{j=1}^N W^k Z_j(t)$  untuk  $i \neq j$ , dan setiap  $i, j = 1, 2, \dots, N$ . Sehingga, nilai taksiran untuk parameter model adalah sebagai berikut:

$$\hat{\Phi} = (Y'Y)^{-1}(Y'Z). \quad (2.12)$$

## 2.11 Uji Kelayakan Model

Setelah estimasi parameter model GSTAR diperoleh, langkah berikutnya adalah menguji kelayakan model. Sebuah model GSTAR dikatakan layak jika residual-nya menunjukkan sifat white noise. Oleh karena itu, perlu dilakukan pengujian asumsi untuk memastikan bahwa residual memenuhi kriteria *white noise*. (Artianti, 2017). Residual *white noise* merujuk pada residual yang mengikuti distribusi identik dan independen (iid), yang dapat diuji melalui uji autokorelasi residual dalam analisis kesalahan. Uji korelasi residual dilakukan untuk mengidentifikasi adanya korelasi antara residual pada berbagai lag. Untuk memastikan bahwa asumsi white noise terpenuhi, digunakan uji *Ljung-Box Pearce*. (Wei, 2006).

Uji *Ljung Box Pearce* dapat dilakukan dengan mengikuti langkah-langkah berikut:

1. Hipotesis

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \text{ (residual bersifat white noise)}$$

$$H_1 : k \neq 1 \quad k = 1, 2, \dots, k \text{ (residual bersifat tidak white noise)}$$

2. Tingkat Signifikansi

$$\alpha = 5\%$$

3. Statistika Uji :

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad (2.13)$$

dengan,

$Q$  : Statistika uji *Ljung Box Pearce*

$N$  : Banyak data

$K$  : Banyak lag yang diuji

$\rho_k^2$  : Nilai koefisien autokorelasi pada *lag* ke- $k$

4. Daerah Kritis

Dikatakan tolak  $H_0$  jika  $|Q| \geq \chi_{(\alpha, K-p)}^2$  dengan  $p$  adalah banyak parameter, atau  $p - value \leq \alpha$

5. Keputusan

6. Kesimpulan

## 2.12 Pemilihan Model Terbaik

### 2.12.1 Root Mean Squared Error (RMSE)

Menurut Wei W. (1994), model peramalan dengan nilai RMSE yang lebih rendah dianggap sebagai model yang lebih akurat. Berikut adalah langkah-langkah untuk menghitung nilai RMSE:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{\alpha} \sum_{t=1}^{\alpha} (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (2.14)$$

Dimana :

$\alpha$  : Banyaknya ramalan yang dilakukan

$Z_t$  : Data sebenarnya

$\hat{Z}_t$  : Data hasil peramalan

### 2.12.2 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE digunakan untuk mengukur akurasi estimasi model, yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata persentase kesalahan absolut. MAPE lebih sering digunakan untuk membandingkan data dengan skala interval waktu yang berbeda. Sebagai contoh, ini berguna untuk membandingkan perkiraan metode pada dua set data penjualan, satu yang diamati setiap hari dan lainnya yang diamati setiap bulan (Robial, 2018). Secara matematis, MAPE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|e_i|}{Z_i} \times 100\%}{n} = \frac{\sum \frac{|Z_i - F_i|}{Z_i} \times 100\%}{n} ; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.15)$$

dengan :

- $n$  : Jumlah periode waktu data
- $e_i$  : Kesalahan pada periode waktu ke- $i$
- $Z_i$  : Data pada periode waktu ke- $i$
- $F_i$  : Ramalan untuk periode waktu ke- $i$

### 2.13 Curah Hujan

Hujan adalah proses kondensasi uap air di atmosfer menjadi tetesan air yang cukup berat untuk jatuh dan sering mencapai permukaan bumi. Curah hujan merujuk pada jumlah air hujan yang jatuh ke permukaan tanah dalam periode waktu tertentu, yang diukur dalam satuan elevasi di atas permukaan horizontal, asalkan tidak hilang melalui evaporasi, drainase, atau infiltrasi. Satuan yang digunakan untuk mengukur curah hujan adalah milimeter (mm). Secara alternatif, curah hujan juga dapat dipahami sebagai ketinggian air hujan yang terkumpul di permukaan datar tanpa menguap, meresap, atau mengalir. Curah hujan sebesar 1 milimeter (mm) berarti satu meter persegi tanah datar dapat menampung hingga satu liter air.



Satu hari hujan didefinisikan sebagai periode 24 jam di mana curah hujan terakumulasi sebesar 0,5 mm atau lebih. Jika curah hujan kurang dari 0,5 mm, maka dianggap nol. Menurut Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG), curah hujan dikategorikan ke dalam empat kelompok, yaitu:

Curah hujan rendah: 0-20 mm, 21-50 mm, 51-100 mm

Curah hujan menengah: 101-150 mm, 151-200 mm, 201-300 mm

Curah hujan tinggi: 301-400 mm

Curah hujan sangat tinggi: 401-500 mm >500 mm

### **III. METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1. Waktu dan Tempat Penelitian**

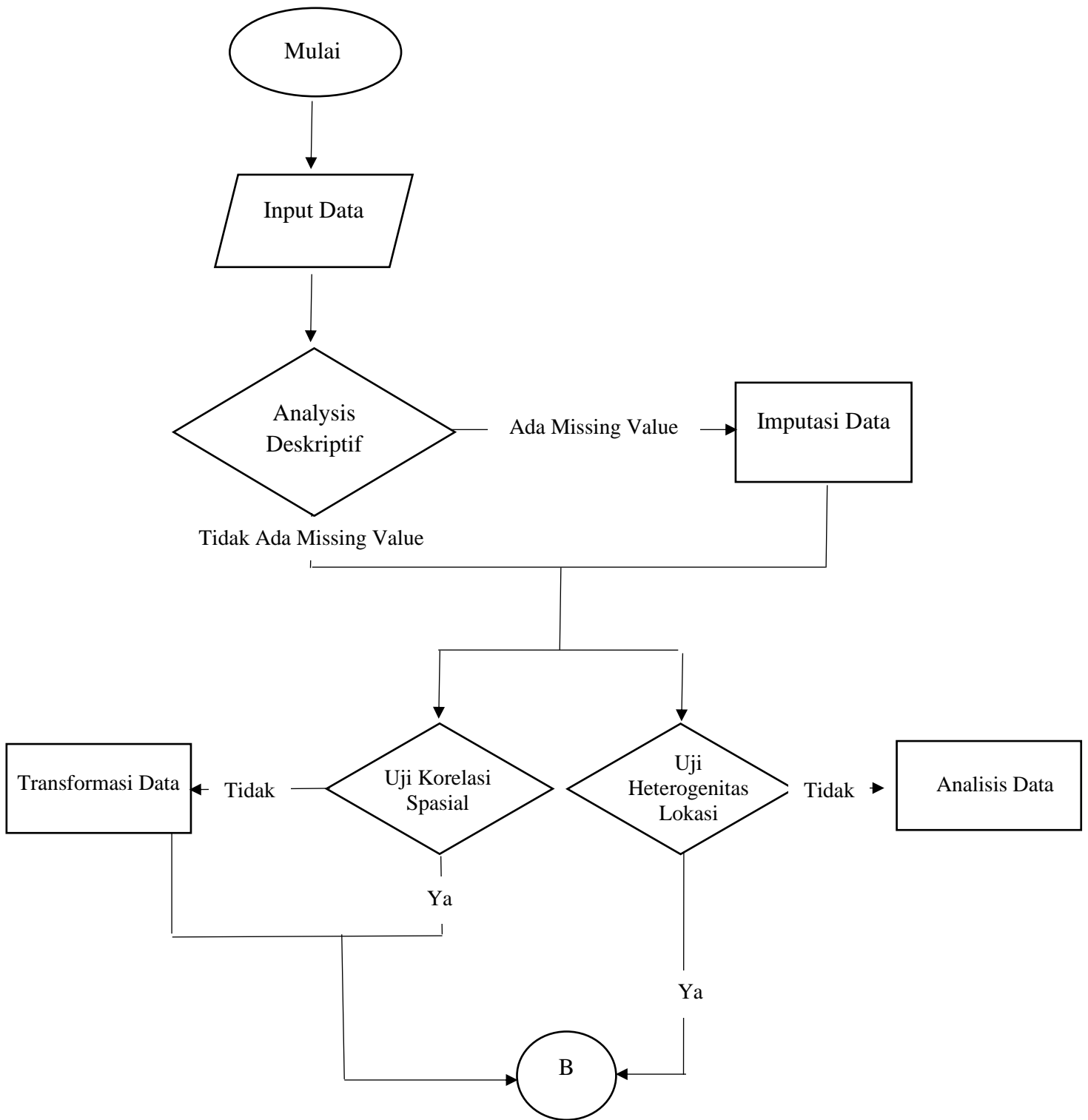
Penelitian ini dilakukan pada semester ganjil tahun akademik 2023/2024 bertempat di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

#### **3.2. Data Penelitian**

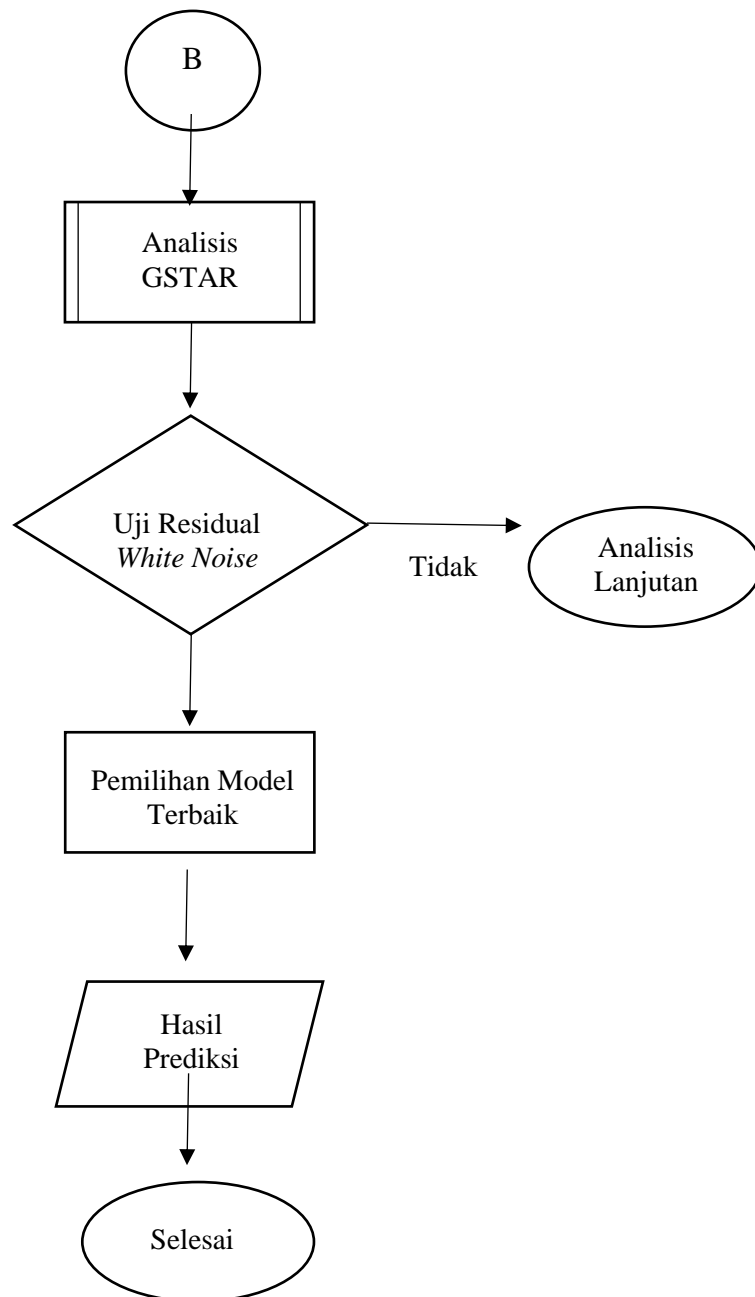
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data historis harian bulanan curah hujan beberapa kabupaten di Provinsi Lampung yaitu kabupaten Tulang Bawang Barat, Tulang Bawang dan Tanggamus periode Januari 2015 – Desember 2022 yang didapat dari website resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Lampung <https://lampung.bps.co.id/> dengan jumlah data 96 data.

#### **3.3. Metode Penelitian**

Dalam penelitian ini, dilakukan analisis terhadap pemodelan menggunakan metode Generalized Space Time Autoregressive untuk meramalkan rata-rata curah hujan di Provinsi Lampung dengan bantuan program *RStudio* dan *Microsoft Excel*. Adapun langkah-langkah metode dalam analisis data adalah sebagai berikut.

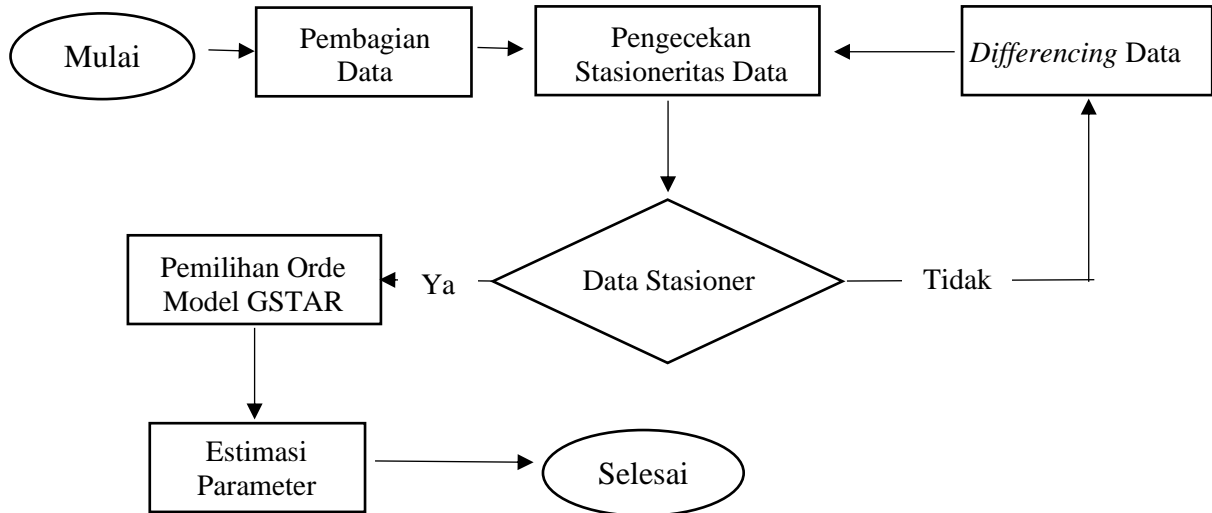


Gambar 1. Flowchart Penelitian



Gambar 2. Flowchart Penelitian

Adapun langkah-langkah dalam melakukan analisis GSTAR adalah sebagai berikut.



Gambar 3. Flowchart Analisis GSTAR

### 1. Deskripsi Data

a. yaitu guna melihat gambaran umum mengenai curah hujan di kabupaten Tulang Bawang Barat, Tulang Bawang dan Tanggamus untuk periode Januari 2018 – Desember 2022. Dengan menggunakan analisis deskriptif, kita dapat mengetahui apakah terdapat missing value pada data. Jika ditemukan missing value, masalah tersebut dapat diatasi melalui proses imputasi. Proses imputasi dilakukan dengan terlebih dahulu memasukkan data yang aktual, kemudian nilai yang hilang (missing value) diisi dengan nilai yang dianggap sesuai. Setelah dilakukan pengecekan ulang, jika tidak ditemukan missing value, maka data dianggap telah lengkap.

b. Uji Korelasi dan Uji Heterogenitas Lokasi dilakukan pada data tersebut untuk memenuhi syarat dalam penerapan model GSTAR..

2. Langkah pertama dalam analisis GSTAR adalah membagi data menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (training) dan data pengujian (testing) dengan perbandingan 80:20.

3. Uji kestasioneran data dapat dilihat melalui plot ACF untuk masing-masing variabel atau dengan melakukan uji ADF. Untuk membuat keputusan mengenai kestasioneran data lebih objektif, penelitian ini juga menggunakan uji ADF. Sebuah data dikatakan stasioner apabila nilai  $p\text{-value} \leq \alpha$ , dan sebaliknya. Selain itu stasioneritas data juga dapat dilihat dari hasil nilai ADF yang diperoleh. Jika nilai  $ADF \leq ADF(\alpha, n)$ , maka data dikatakan stasioner. Apabila pada hasil diperoleh data yang tidak stasioner, maka dilakukan proses differencing. Proses differencing adalah proses pengurangan data dalam satu periode dengan periode sebelumnya. Setelah itu, dapat dilakukan uji stasioneritas data kembali. Jika data sudah stasioner, maka dapat dilanjutkan ke langkah berikutnya.
4. Pemilihan orde model GSTAR dilakukan dengan mempertimbangkan nilai AIC yang paling rendah.
5. Pemilihan bobot lokasi untuk model GSTAR dilakukan dengan menggunakan bobot lokasi seragam, bobot lokasi invers jarak, dan bobot normalisasi korelasi silang dalam penelitian ini.
6. Estimasi parameter dilakukan dengan metode least square, yaitu dengan meminimalkan jumlah kuadrat residual. Setelah nilai estimasi parameter model GSTAR sudah ditentukan, langkah selanjutnya dapat dilakukan
7. Uji kelayakan model dilakukan dengan menggunakan uji white noise untuk mengidentifikasi korelasi residual antar lag. Jika uji white noise terpenuhi, maka model dikatakan layak digunakan sehingga dapat dilanjutkan ke langkah selanjutnya, yaitu pemilihan model terbaik. Namun jika uji white noise tidak terpenuhi, maka model tersebut dikatakan tidak layak sehingga model tidak dapat digunakan untuk peramalan data periode selanjutnya (Handayani,dkk 2018). Dalam analisis GSTAR, pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan melihat nilai RMSE terendah. Setelah rangkaian proses tersebut diselesaikan, maka dapat dilakukan.
8. Peramalan terhadap data curah hujan dengan menggunakan model yang terbentuk
9. Memaparkan kesimpulan.

## V. KESIMPULAN

Dari hasil analisis dan pembahasan didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Setelah terbentuk model GSTAR terhadap data inflasi Kabupaten Tulang Bawang, Tulang Bawang dan Kabupaten Tanggamus menggunakan bobot lokasi seragam, invers jarak, dan normalisasi korelasi silang dengan tiga skenario pembagian data, yaitu training 80% dan testing 20%, diperoleh nilai RMSE dan MAPE dimana model GSTAR  $(6_1)I(1)$  dengan bobot lokasi invers jarak pada pembagian data training 80% dan testing 20% adalah model dengan nilai RMSE dan MAPE terkecil yaitu 0.3442 dan 2,135356, sehingga model ini adalah model yang terbaik.
2. Dengan menggunakan model terbaik didapatkan nilai ramalan inflasi Kabupaten Tulang Bawang Barat bulan Januari sebesar 310.3, Februari sebesar 223.5, Maret sebesar 376,5, April sebesar 170.8, Mei sebesar 102.5, dan Juni sebesar 64,7. Kabupaten Tulang Bawang bulan Januari sebesar 228,1, Februari sebesar 223.1 Maret sebesar 134.5, April sebesar 176,3, Mei sebesar 143.5, dan Juni sebesar 53.5. Dan untuk Kabupaten Tanggamus bulan Januari sebesar 282.9, Februari sebesar 265.8, Maret sebesar 372.9, April sebesar 220.3, Mei 130.4, dan Juni sebesar 60.7.

## DAFTAR PUSTAKA

Adam, I., Kusnandar, D., & Perdana, H. (2017). Penerapan Model GSTAR (1,1) untuk data Curah Hujan. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya* (Bimaster), 6(03), 159-166.

Anggraeni, D., Prahutama, A., & Andari, S. (2013). Aplikasi *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) pada Pemodelan Volume Kendaraan Masuk Tol Semarang. *Media Statistika*, 6(2), 71-80.

Anselin, L. (1998). *Spatial Econometrics : Methods and Models*. The Netherlands: Kluwer Academic Publishers.

Assauri S. *Teknik dan Metoda Peramalan Penerapannya dalam Ekonomi dan Dunia Usaha Edisi Satu*. Jakarta: Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia; 1984

Artianti, S. R. (2017). Permalan Jumlah Wisatawan Tempat Wisata Alam di Kabupaten Bandung dengan Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Skripsi. Bandung: Universitas Pendidikan Ind

Aryani, F. N., Handajani, S. S., & Zukhronah, E. (2020). Penerapan Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) pada Data Nilai Tukar Petani 3 Provinsi di Pulau Sumatera. *Seminar Nasional Pendidikan Matematika*, 1(1), 209-220.



Borovkova, S.A., Lopuhaa & B.N.Ruchjana. (2002). *Generalized STAR with Experimental Weights. Proceeding of the 17<sup>th</sup> International Workshop on Statistical Modeling*, (pp.143 – 151).

Cliff, A. D., and J. K. Ord. 1973. *Spatial Autocorrelation*. Pion, London, UK.

Debyanto, A. I. (2020). Aplikasi Imputasi Data Deret Waktu Univariat Menggunakan Algoritma *Kalman Filter* pada Pendapatan Tenant di Terminal 3 Domestik Bandara Internasional Soekarno Hatta . Skripsi. Sumedang: Universitas Padjajaran.

Fauzy, M., Saleh W, K. R., & Asror, I. (2016). Penerapan metode *association rule* menggunakan algoritma apriori pada simulasi prediksi hujan wilayah kota Bandung. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, 2(3), 221-227.

Fransiska, H., Sunandi, E., & Agustina, D. (2020). Peramalan Curah Hujan Provinsi Bengkulu dengan. *MUST: Journal of Mathematics Education, Science and Technology*, 5(2), 130-142.

Gustiasih, R., & Saputro, D. R. (2018). Model *Generalized Space Time Autoregressive Integrated* dengan *Error Autoregressive Conditional Heterscedastic* (GSTARI-ARCH). *Publikasi Ilmiah UMS*, 457-464.

Handayani, R., Wahyuningsih, S., & Yuniarti, D. (2018). Pemodelan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) Pada Data Inflasi di Kota Samarinda dan Kota Balikpapan. *Jurnal EKSPONENSIAL*, 9(2), 153-162.

- Islamiyah, A. N., Rahayu, W., & Wiraningsih, E. D. (2018). Pemodelan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) dan Penerapannya pada Penderita TB Paru (BTA+) di DKI Jakarta. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, 2(2), 36-48.
- Latupeirissa, Y. M., Nainggolan, N., & Manurung, T. (2014, Maret 1). Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) Orde 1 dan Penerapannya pada Prediksi Harga Beras di Kota Bitung, Kabupaten Minahasa dan Kabupaten Minahasa Selatan. *Jurnal Matematika dan Aplikasinya*, 3(1), 43-49.
- Little, R. J. A. & Rubin, D. B. (1987). *Statistical Analysis with Missing Data*, New York: Wiley.
- Luthfiarta, A., Febriyanto, A., Lestiawan, H., Wicaksono, W. (2020). Analisa Prakiraan Cuaca dengan Parameter Suhu, Kelembaban, Tekanan Udara, dan Kecepatan Angin Menggunakan Regresi Linear Berganda, *JOINS (Journal Inf. Syst)*., vol. 5, no. 1, pp. 10–17, 2020, doi: 10.33633 ...
- Mario, M. I., Kartiko, & Bekti, R. D. (2021, Juli). Pemodelan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) untuk Peramalan Tingkat Inflasi di Pulau Jawa. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 06(02), 171-184.
- Masdin, M. A., Nur'eni, & Lusiyanti, D. (2018). Peramalan Menggunakan Model (GSTAR) untuk Indeks Harga Konsumen di Empat Kota Provinsi Sulawesi *Generalized Space Time Autoregressive* Selatan. *Jurnal Matematika Integratif*, 14(1), 39-49.
- Nasution, L. M. (2017). Statistika Deskriptif. *Jurnal Hikmah*, 14(1), 49-55.

- Novianti, P., Agustina, D., Sriliana, I., & Sunandi, E. (2013). Analisis Statistika Deskriptif dalam Pemetaan Kemiskinan di Kota Bengkulu. In *Laporan Tahunan Penelitian Dosen Pemula*. Bengkulu: Universitas Bengkulu.
- Pfeifer, P.E. & S.J. Deutsch. (1980). A Three-Stage Iterative Procedure for Space Time Modeling. *Technometrics*, 22(1), 35 – 47.
- Putri, F. K., Kusnandar, D., & Debataraja, N. N. (2018). Model *Generalized Space Time Autoregressive-X* (GSTAR-X) dalam Meramalkan Produksi Kelapa Sawait. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 07(2), 85- 92.
- Rachmawansah, K. (2017). Model GSTARX-SUR dengan Pembobot Normalisasi Korelasi Silang (NKS) dan Normalisasi *Cross-Covariance* (NCC) untuk Peramalan Jumlah Penumpang Pelayaran dalam Negeri. Tesis. Malang: Universitas Brawijaya
- Robial, S. M. (2018). Perbandingan Model Statistika pada Analisis Metode Peramalan *Time Series*. *Jurnal Ilmiah SANTIKA*, 8(2), 1-17.
- Ruchjana, B. N. (2002, September). Pemodelan Kurva Produksi Minyak Bumi Menggunakan Model Generalisasi STAR. *Forum Statistika dan Komputasi*, 1-6.
- Rusdi. (2011). Uji Akar-Akar Unit dalam Model Runtun Waktu Autoregresif. *Statistika*, 11(2), 67-78.
- Rusdi. (2011). Uji Akar-Akar Unit dalam Model Runtun Waktu Autoregresif. *Statistika*, 11(2), 67-78.

- Sari, A. Y. (2021). Aplikasi Model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) pada Data Nilai Tukar Petani. Skripsi. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia.
- Sohibien, G. P. (2017). Perbandingan Model STAR dan GSTAR untuk Peramalan Inflasi Dumai, Pekanbaru, dan Batam. *Statistika*, 5(1), 14-26.
- Suhartono, & Atok, R. M. (2006). Pemilihan Bobot Lokasi yang Optimal pada Model GSTAR. In *Prosiding Konferensi Nasional Matematika XIII*. Semarang.
- Wahyuni, I., & Mahmudy, W. F. (2017). Rainfall prediction in Tengger, Indonesia using hybrid tsukamoto FIS and genetic algorithm method. *Journal of ICT Research and Applications*. 11(1), 38-55.
- Wei, W. W. S. (1994). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Addison Wesley Publishing Company, Inc., Canada.
- Wismarini, N. R. (2021). Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) Menggunakan *Software R*. Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika, 115-120.
- Wuryandari, T., Hoyyi, A., Kusumawardani, D. S., & Rahmawati, D. (2014). Identifikasi Autokorelasi Spasial Pada Jumlah pengangguran Di Jawa Tengah Menggunakan Indeks Moran. *Media Statistika*, 7(1), 1-10
- Wutsqa, D. U., Suhartono, & Sutijo, B. (2010). *Generalized Space-Time Autoregressive Modeling*. *Proceedings of The 6th IMT-GT Conference on Mathematics, Statistics and its Application*.

Tauryawati, M. L., & Irawan, M. I. (2014). Perbandingan Metode *Fuzzy Time Series Cheng* dan Metode *Box-jenkins* untuk Memprediksi IHSG. *Jurnal Sains dan Seni Pomtis*, 3(2), 34-39

Tsay, R.S. (2005) *Analysis of Financial Time Series*. New York: John Wiley and Sons, Inc.

Yudistira, I. (2017). Pengelompokan Stasiun Hujan Melalui Variabel Geografis pada Pemodelan GSTAR Musiman untuk Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Jember. Tesis. Jember: Universitas Jember.