ANALISIS KEBAKARAN HUTAN DARI PERSPEKTIF SPASIAL-TEMPORAL DENGAN MODEL GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p)$

HESTY PRATIWI
NIM H1091211020

SKRIPSI

PROGRAM STUDI STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2025

ANALISIS KEBAKARAN HUTAN DARI PERSPEKTIF SPASIAL-TEMPORAL DENGAN MODEL GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p)$

HESTY PRATIWI
NIM H1091211020

Skripsi
Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika pada Program Studi Statistika

PROGRAM STUDI STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2025

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Tugas Akhir	:	Analisis Kebakaran Hutan dari Perspektif Spasial-Temporal Dengan Model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p)$
Nama Mahasiswa	:	Hesty Pratiwi
NIM	:	H1091211020
Jurusan/Program Studi	:	Matematika/ Statistika
Tanggal Lulus	:	26 Februari 2025
SK Pembimbing	:	No. 2599/UN22.8/TD.06/2024/ 2 September 2024
SK Penguji	:	No. 465/UN22.8/TD.06/2025/ 17 Februari 2025

Dosen Pembimbing

Pembimbing I	Pembimbing II
Nurfitri Imro'ah, M.Si.	Nur'ainul Miftahul Huda, M.Si.
NIP 198907182019032021	NIP 199411142020122014

Dosen Penguji

Ketua Penguji	Anggota Penguji
Dr. Yundari, M.Sc.	Dr. Preatin, SST., M.Si.
NIP 198310202008012012	NIP 197809012000122001

Pimpinan Sidang (merangkap anggota penguji)	Sekretaris Sidang (merangkap anggota penguji)
Nurfitri Imro'ah, M.Si.	Nur'ainul Miftahul Huda, M.Si.
NIP 198907182019032021	NIP 199411142020122014

Mengesahkan
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Tanjungpura

Prof. Dr. Gusrizal, M.Si.
NIP 197108022000031001

PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	:	Hesty Pratiwi
NIM	:	H1091211020
Program Studi/ Jurusan	:	Statistika/Matematika
Fakultas	:	MIPA

dengan ini menyatakan bahwa dokumen ilmiah Tugas Akhir yang disajikan ini tidak mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai Peraturan Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2021. Apabila di kemudian hari dokumen ilmiah Tugas Akhir ini mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai ketentuan perundangan tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dan/atau sanksi hukum yang berlaku.

Demikian pernyataan ini untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Pontianak, 26 Februari 2025



Hesty Pratiwi

NIM H1091211020

Analisis Kebakaran Hutan dari Perspektif Spasial-Temporal Dengan Model GSTAR ($p; \lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p$)

Abstrak

Kebakaran hutan merupakan salah satu bencana lingkungan yang memiliki dampak serius, terutama di wilayah Kalimantan Barat. Salah satu indikator untuk mengidentifikasi terjadinya kebakaran hutan yaitu titik panas. Titik panas adalah titik di suatu lokasi yang memiliki suhu lebih tinggi dibandingkan suhu disekitarnya. Titik panas merupakan data yang memiliki dimensi spasial dan temporal. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dan memprediksi *confidence level* titik panas di Kabupaten Kubu Raya dan sekitarnya menggunakan model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) dengan matriks bobot *Queen Contiguity*. Model GSTAR dipilih karena kemampuannya untuk memodelkan keterkaitan antar lokasi secara spasial serta pola perubahan temporal dari waktu ke waktu. Data yang digunakan adalah data *confidence level* titik panas dari NASA FIRMS dengan cakupan waktu Januari 2014 hingga Agustus 2024. Wilayah penelitian dibagi menjadi grid berukuran 1×1 derajat untuk menetapkan lokasi dalam pemodelan, dengan nilai maksimum *confidence level* pada setiap grid digunakan sebagai representasi risiko kebakaran tertinggi. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* data, uji stasioneritas, perhitungan matriks bobot spasial *Queen Contiguity*, identifikasi orde model berdasarkan plot STACF dan STPACF, estimasi parameter model menggunakan metode OLS serta melakukan prediksi *confidence level* titik panas untuk tiga periode mendatang. Model GSTAR (3,1) dipilih sebagai model terbaik karena memenuhi asumsi *white-noise* dengan nilai MAPE sebesar $14,78\%$. MAPE tersebut menunjukkan bahwa model GSTAR (3,1) mampu memberikan estimasi yang baik untuk memprediksi nilai *confidence level* titik panas tiga periode mendatang. Hasil prediksi menunjukkan bahwa penurunan nilai *confidence level* titik panas untuk sebagian lokasi. Lokasi dengan hasil prediksi tertinggi yaitu lokasi A1 dengan nilai *confidence level* titik panas diatas 90% untuk tiga periode mendatang yang perlu pencegahan dan mitigasi kebakaran hutan yang tepat.

Kata kunci: GSTAR, Titik Panas, *Queen Contiguity*.

Forest Fire Analysis from Perspective of Spatial-Temporal with GSTAR ($p; \lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p$) Model

Abstract

West Kalimantan is particularly susceptible to the devastating effects of forest fires, among the natural disasters that have a significant impact. One of the markers that can be used to identify forest fires is the presence of hotspots. A hotspot is an area where the temperature is higher than the ambient temperature. The term "hotspot" refers to data that possesses both spatial and temporal aspects. Using the Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR) model with the Queen Contiguity weight matrix, this research aims to model and predict the amount of trust that hotspots have in Kubu Raya Regency and the surrounding areas. When modeling the geographical interaction between sites and the pattern of temporal changes over time, the GSTAR model was selected because of its capacity. The data that was utilized consisted of the hotspot confidence level data obtained from NASA FIRMS and covered the period from January 2014 to August 2024. In order to establish the location in the modeling, the study area is divided into a grid that is 1×1 degree. The maximum confidence level value associated with each grid represents the area that poses the greatest risk of fire. The stages of the research process include the following: data preprocessing, testing for stationarity, calculating the Queen Contiguity spatial weight matrix, determining model orders based on STACF and STPACF plots, estimating model parameters using the Ordinary Least Squares (OLS) method and predicting the confidence level of hotspots for the next three periods. As a result of its Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 14.78%, the GSTAR (3;1) model was selected as the best model since it satisfies the white-noise assumption. The MAPE demonstrates that the GSTAR (3;1) model can provide an excellent estimate that can accurately anticipate the amount of confidence hotspots will have for the next three periods. It has been observed that the level of trust in hotspots for certain regions has decreased due to the forecast results. With a confidence level of hotspots that is greater than 90% over the next three periods, location A1 is the one that has the highest forecast results. This location requires effective forest fire prevention and mitigation measures.

Keywords: GSTAR, Hotspots, Queen Contiguity.

PRAKATA

Alhamdulillahhirabbil'alamin. Puji syukur penulis haturkan kepada Allah SWT, karena atas berkat rahmat-Nya serta didorong oleh kemampuan yang kuat penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Analisis Kebakaran Hutan dari Perspektif Spasial-Temporal dengan Model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_p)$". Skripsi ini dibuat sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Statistika pada jurusan Matematika di Universitas Tanjungpura. Dalam proses penyelesaian skripsi ini, penulis banyak mendapatkan bantuan, bimbingan dan saran dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada Bapak Dr. Bayu Prihandono, M.Sc selaku dosen pembimbing akademik, Ibu Nurfitri Imro'ah, M.Si selaku dosen pembimbing pertama dan Ibu Nur'ainul Miftahul Huda, M.Si. selaku dosen pembimbing kedua. Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada Ibu Dr. Yundari, M.Sc. dan Ibu Dr. Preatin, SST., M.Si. selaku dosen penguji atas bimbingan, masukan dan pengarahan selama proses penyelesaian skripsi ini. Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada:

1. Kedua orangtua (Bapak Abdul Rasid dan Ibu Jasmah), kakak, adik serta keluarga besar yang selalu memberikan do'a, bimbingan, semangat dan motivasinya kepada penulis.

2. Seluruh dosen di jurusan Matematika dan staf pengajar lainnya yang telah banyak memberikan bimbingan kepada penulis selama mengikuti perkuliahan.

3. Hanin, Ummi, David, Ayas, teman-teman Expos dan teman-teman lainnya yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah banyak membantu dan mendukung dalam pengerjaan skripsi ini.

Pontianak, 26 Februari 2025

Hesty Pratiwi

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i
LEMBAR PENGESAHAN ii
PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK iii
ABSTRAK iv
ABSTRACT v
PRAKATA vi
DAFTAR GAMBAR ix
DAFTAR TABEL x
DAFTAR LAMPIRAN xi
DAFTAR LAMPIRAN xii
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 4
1.3 Tujuan Penelitian 4
1.4 Batasan Masalah 4
1.5 Tinjauan Pustaka 5
1.6 Metodologi Penelitian 6
BAB II LANDASAN TEORI 12
2.1 Kebakaran Hutan dan Titik Panas (*Hotspot*) 12
2.2 Model *Autoregressive* (AR) 14
2.3 Model *Vector Autoregressive* (VAR) 15
2.4 Model *Space-Time Autoregressive* (STAR) 15
2.5 Matriks Bobot 16
2.6 Uji Stasioneritas 18
2.7 Uji Signifikansi Parameter 21
2.8 Uji Diagnostik Residual 21
2.9 Keakuratan Model 24

BAB III *Model Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) 26
3.1 *Model Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) 26
3.2 Identifikasi Orde Model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_p)$ 28
3.3 Estimasi Parameter 29
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 32
4.1 *Preprocessing* Data 32
4.2 Statistik Deskriptif 40
4.3 Uji Stasioneritas Data 42
4.4 Perhitungan Matriks Bobot *Queen Contiguity* 43
4.5 Identifikasi Orde 45
4.6 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter 46
4.7 Uji Diagnostik Residual 47
4.8 Model Terbaik 49
4.9 Prediksi 52
BAB V KESIMPULAN 56
DAFTAR PUSTAKA 65
LAMPIRAN 76

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1	*Flowchart* Model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_p)$	11
Gambar 2.1	Asap Akibat Kebakaran Hutan	13
Gambar 2.2	Ilustrasi *Queen Contiguity*	18
Gambar 2.3	Ilustrasi Plot (a) Data Stasioner dan (b) Data Tidak Stasioner	19
Gambar 2.4	Contoh Plot ACF Residual (a) Saling Bebas dan (b) Tidak Saling Bebas	22
Gambar 2.5	Contoh Normal Q-Q Plot Residual (a) Berdistribusi Normal dan (b) Tidak Berdistribusi Normal	23
Gambar 3.1	Ilustrasi Plot (a) STACF dan (b) STPACF	29
Gambar 4.1	Ilustrasi *filter* Data Titik Panas	32
Gambar 4.2	Banyaknya Titik Panas per Kabupaten/Kota di Kalimantan Barat Periode $2014 - 2023$	33
Gambar 4.3	Ilustrasi *Filter* Data Bulanan (a) Sebelum *filter* dan (b) Setelah *filter*	34
Gambar 4.4	Ilustrasi Pembentukan Grid	35
Gambar 4.5	Ilustrasi Perbedaan Titik Panas	36
Gambar 4.6	Ilustrasi *Filter* Data Bulanan Tiap Grid (a) Sebelum *filter* dan (b) Setelah *filter*	38
Gambar 4.7	Ilustrasi Pemilihan Nilai Maksimum	39
Gambar 4.8	Plot Data *Confidence Level* Maksimum Titik Panas Lokasi: (a) A1, (b) A2, (c) A3, (d) A4, (e) A5, dan (f) A6	42
Gambar 4.9	Ilustrasi Aturan *Queen Contiguity* (a) Tetangga Pertama dan (b) Tetangga Kedua	43
Gambar 4.10	Plot (a) STPACF dan (b) STACF	45
Gambar 4.11	Plot Perbandingan antara Data Aktual dan Estimasi *Confidence Level* Titik Panas Lokasi: (a) A1, (b) A2, (c) A3, (d) A4, (e) A5, dan (f) A6	53
Gambar 4.12	Plot Hasil Prediksi Data *Confidence Level* titik panas	54

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Transformasi Data Berdasarkan Nilai λ	20
Tabel 2.2	Kriteria Nilai MAPE untuk Keakuratan Model	25
Tabel 3.1	Kriteria Penentuan Orde Berdasarkan Plot STACF dan STPACF	29
Tabel 4.1	List Kabupaten/Kota dan Kecamatan Tiap Grid	37
Tabel 4.2	Data Hasil *Preprocessing*	40
Tabel 4.3	Statistik Deskriptif Data *Confidence Level* Maksimum Titik Panas	41
Tabel 4.4	Estimasi Parameter Model GSTAR	46
Tabel 4.5	Hasil Uji Diagnostik Residual Model GSTAR	48
Tabel 4.6	Diagnostik Residual dan Keakuratan Model GSTAR	49
Tabel 4.7	Hasil Prediksi Nilai *Confidence Level* Titik Panas (%)	54

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Maksimum *Confidence Level* Titik Panas 62
Lampiran 2 *Syntax Software R Studio* 67

DAFTAR SIMBOL

Y_t	: Observasi pada periode ke t dengan $t = 1, 2, \ldots, T$
Y_{t-1}	: Observasi pada periode ke $t-1$
$Y_t^{'}$	: Data setelah *differencing* pada periode ke t
$\hat{Y}_{T+m}$	: Prediksi pada periode ke $T+m$
$\hat{Y}_t^{(i)}$	: Estimasi pada periode ke t lokasi (i)
$\mathbf{Y}_t$	: Vektor observasi periode ke t berukuran $(N \times (T-1))$
$\mathbf{Y}_{t-1}$	: Vektor observasi periode ke $t-1$ berukuran $(N \times (T-1))$
ϕ_k	: Parameter *autoregressive* ke k
$\phi_{k\ell}$	: Parameter pada *lag* waktu ke k *lag* spasial ke ℓ
$\hat{\boldsymbol{\phi}}_{k\ell}$	: Estimasi parameter pada *lag* waktu ke k *lag* spasial ke ℓ
$\boldsymbol{\Phi}_{k\ell}$	: Matriks diagonal parameter pada *lag* waktu ke k *lag* spasial ke ℓ
$\mathbf{W}^{(\ell)}$	: Matriks bobot untuk *lag* spasial ke ℓ
$\mathbf{W}^{*(\ell)}$	: Matriks bobot spasial *Queen Contiguity* sebelum normalisasi pada *lag* spasial ke ℓ
e_t	: *Error* pada periode ke t
$\mathbf{e}_t$	: Vektor *error* berukuran $(N \times (T-1))$ yang diasumsikan berdistribusi normal dengan rata-rata 0 dan variansi konstan
k	: *Lag* waktu ke k $(k = 1, 2, 3, \ldots, p)$
ℓ	: *Lag* spasial ke ℓ $(\ell = 1, 2, 3, \ldots, \lambda_k)$
N	: Banyaknya lokasi
w_{ij}	: Bobot lokasi ke j terhadap lokasi ke i
Z_t	: Data setelah transformasi pada periode ke t
λ	: Parameter transformasi
Q	: Statistik uji *Ljung-Box*
n	: Banyaknya observasi
h	: Banyaknya *lag* yang diuji
$\hat{\rho}_k^2$	: Koefisien autokorelasi sampel pada *lag* ke k
$F(X)$	: Peluang kumulatif teoritis
$S(X)$	: Peluang kumulatif observasi

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kebakaran hutan merupakan salah satu bencana lingkungan yang sering terjadi di Indonesia, terutama di wilayah Kalimantan Barat. Fenomena ini dipicu oleh kombinasi faktor alam, seperti musim kemarau panjang dan fenomena cuaca El Nino, serta aktivitas manusia seperti pembukaan lahan dengan cara pembakaran. Kondisi iklim yang kering serta suhu yang tinggi meningkatkan risiko terjadinya kebakaran hutan, terutama di lahan gambut (Hamdani, Rohmawati, & Nurhidayati, 2024). Kebakaran ini menimbulkan dampak yang sangat merugikan, seperti kerusakan lingkungan, gangguan kesehatan akibat paparan asap (misalnya ISPA), serta gangguan pada transportasi dan ekonomi. Selain itu, kabut asap yang dihasilkan sering kali menyebar hingga ke negara-negara tetangga, mengancam hubungan diplomatik dan reputasi Indonesia di mata internasional (Maulia, 2024).

Kabupaten Kubu Raya di Kalimantan Barat adalah salah satu wilayah yang rentan terhadap kebakaran hutan, terutama karena dominasi lahan gambut yang mudah terbakar selama musim kemarau (Qamariyanti, Usman, & Rahmawati, 2023). Kebakaran hutan di wilayah ini tidak hanya menimbulkan kerusakan lingkungan, tetapi juga memberikan dampak di bidang ekonomi, seperti kerugian di sektor pertanian akibat rusaknya lahan produktif yang menjadi tumpuan mata pencaharian masyarakat. Kabut asap yang dihasilkan sering kali mengganggu transportasi udara, menyebabkan penundaan penerbangan yang berdampak pada aktivitas bisnis dan perdagangan, serta meningkatkan biaya kesehatan masyarakat akibat lonjakan kasus penyakit yang terkait dengan polusi udara (Maulia, 2024). Pada tahun 2023, luas kebakaran hutan di Kalimantan Barat mencapai lebih dari 111.000 hektar. Kabupaten Kubu Raya menjadi kabupaten dengan luas lahan terbakar terbanyak kedua sekitar 12.539 hektar

menjadikannya wilayah dengan risiko kebakaran yang tinggi (Sipongi, 2024). Titik panas merupakan salah satu indikator utama untuk mendeteksi terjadinya kebakaran hutan. Titik panas ini terdeteksi melalui teknologi satelit yang menggunakan sensor termal untuk mengidentifikasi peningkatan suhu permukaan di suatu lokasi (Kadir, Othman, & Rosa, 2021). Data yang dihasilkan oleh satelit kemudian digunakan untuk memantau serta menganalisis pola penyebaran kebakaran hutan secara spasial dan temporal, sehingga membantu dalam upaya mitigasi kebakaran secara lebih efektif.

Kebakaran hutan di wilayah seperti Kubu Raya membutuhkan analisis mendalam untuk memahami pola penyebarannya. Pola ini bersifat kompleks karena dipengaruhi oleh hubungan antar lokasi (spasial) dan perubahan waktu (temporal). Sebagai contoh, titik panas yang muncul di suatu lokasi tidak hanya dipengaruhi oleh kondisi di lokasi tersebut, tetapi juga oleh keberadaan titik panas di lokasi lainnya, terutama jika lokasi tersebut berbatasan langsung dan memiliki kondisi lingkungan yang mendukung penyebaran api, seperti keberadaan lahan gambut yang kering (Dicelebica, Akbar, & Jati, 2022). Selain itu, pola temporal menunjukkan bahwa titik panas cenderung muncul pada waktu-waktu tertentu, seperti di musim kemarau, sehingga pola penyebarannya dapat berubah setiap hari atau setiap bulan. Untuk menangkap dinamika ini, diperlukan model yang mampu menggabungkan aspek spasial dan temporal sekaligus. Model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) merupakan salah satu metode yang relevan karena mampu menganalisis hubungan antar lokasi sekaligus memanfaatkan pola waktu historis untuk membuat prediksi yang lebih akurat (Agnesya & Achmad, 2023).

Salah satu tantangan dalam penerapan model GSTAR adalah syarat bahwa jumlah lokasi yang tetap dari waktu ke waktu (Zulky, Amri, & Si, 2020). Hal ini menjadi penting karena lokasi dan banyaknya titik panas pada suatu hari berbeda dengan hari sebelumnya. Penelitian ini menggunakan pendekatan grid lokasi berukuran 1×1 derajat untuk menetapkan lokasi yang dianalisis. Dalam setiap unit grid, dipilih nilai maksimum dari titik panas untuk mewakili lokasi tersebut. Pendekatan ini memastikan bahwa setiap unit grid memiliki satu nilai yang dapat dianalisis secara konsisten

dari waktu ke waktu, sehingga model GSTAR dapat diterapkan dengan optimal.

Model GSTAR dapat menjelaskan hubungan antar lokasi yang berdekatan melalui matriks bobot spasial (Utami, Mukhaiyar, Mardiyah, Sa'adah, & Widyawati, 2024). Penelitian ini menggunakan matriks bobot *Queen Contiguity*, yang memperhitungkan hubungan spasial antar wilayah berdasarkan batasan geografis yang saling berbatasan, baik secara horizontal, vertikal, maupun diagonal. Matriks ini lebih fleksibel dibandingkan metode lainnya, seperti matriks bobot *Rook Contiguity*, karena mencakup semua kemungkinan hubungan spasial, termasuk lokasi yang bertetangga secara diagonal (Suryowati, Nahak, & Bekti, 2023).

Hingga saat ini, berbagai penelitian telah menunjukkan efektivitas model GSTAR dalam memodelkan fenomena spasial-temporal di berbagai bidang. Widyaningsih & Ayu (2024) melakukan penelitian untuk memodelkan kasus COVID-19 di 15 kecamatan dengan intensitas tertinggi di DKI Jakarta menggunakan model GSTAR (3;1). Model ini memperhitungkan komponen spasial dan temporal, dengan matriks pembobotan spasial berbasis jarak terbukti memberikan hasil terbaik berdasarkan RMSE terkecil. Huda, Imro'ah, Arini, & Utami (2023) juga menganalisis pengaruh spasial dan temporal pada data PDB lima negara Asia Tenggara menggunakan model GSTAR. Dari tiga jenis matriks pembobotan yang diuji, matriks bobot seragam memberikan hasil terbaik.

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan titik panas di wilayah Kubu Raya dan sekitarnya menggunakan metode GSTAR dengan matriks bobot *Queen Contiguity* dan grid lokasi berukuran 1×1 derajat. Model ini diharapkan dapat memberikan prediksi yang lebih akurat mengenai lokasi, waktu, serta nilai maksimum *confidence level* titik panas di setiap lokasi. Dengan informasi ini, lokasi yang paling berpotensi mengalami kebakaran hutan dapat diidentifikasi, sehingga pemerintah daerah dan pemangku kepentingan lainnya dapat menyusun strategi mitigasi dan alokasi sumber daya secara lebih tepat.

1.2 Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana membentuk model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p)$ terbaik dengan matriks bobot *Queen Contiguity* menggunakan data *confidence level* titik panas di wilayah Kubu Raya dan sekitarnya?

2. Bagaimana memprediksi *confidence level* titik panas pada wilayah Kubu Raya dan sekitarnya dengan model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p)$ terbaik untuk tiga periode ke depan?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, tujuan penelitian ini sebagai berikut.

1. Membentuk model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p)$ terbaik dengan matriks bobot *Queen Contiguity* menggunakan data *confidence level* titik panas di wilayah Kubu Raya dan sekitarnya.

2. Memprediksi *confidence level* titik panas pada wilayah Kubu Raya dan sekitarnya dengan model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p)$ terbaik untuk tiga periode ke depan.

1.4 Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi pada penggunaan data *confidence level* titik panas di wilayah Kalimantan Barat, dengan grid berukuran 1×1 derajat, serta menggunakan aturan *Queen Contiguity* dalam perhitungan matriks bobot spasial.

1.5 Tinjauan Pustaka

Imro'ah, Kusnandar, & Debataraja (2024) melakukan penelitian pemetaan probabilitas kebakaran hutan di Kalimantan Barat menggunakan metode regresi logistik biner. Penelitian ini mengidentifikasi faktor signifikan yang memengaruhi risiko kebakaran hutan, termasuk jarak ke sungai, jalan raya, jenis lahan, dan variabel iklim. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jarak ke sungai memiliki pengaruh signifikan terhadap kemungkinan kebakaran, di mana lokasi yang jauh dari sumber air memiliki risiko lebih tinggi. Penelitian ini juga menyoroti peran besar aktivitas manusia, seperti pembukaan lahan dan pembakaran untuk pertanian, sebagai penyebab utama kebakaran hutan. Hasil penelitian memberikan rekomendasi untuk meningkatkan langkah mitigasi, seperti memperkuat sistem pemadaman kebakaran dan edukasi masyarakat tentang bahaya kebakaran hutan.

Alkaff & Yulianto (2019) melakukan penelitian untuk memprediksi jumlah kejadian titik panas di Kalimantan dengan menggunakan pendekatan *Seasonal* ARIMA. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data pemantauan titik panas bulanan dari satelit Terra NASA, yang mencakup periode 2001 hingga 2018. Penelitian ini bertujuan untuk memahami pola musiman dan tren kejadian titik panas serta korelasi antara kejadian di masa lalu dengan prediksi di masa depan. Hasil analisis menunjukkan bahwa pola kejadian titik panas di Kalimantan memiliki sifat musiman yang kuat, terutama pada musim kemarau, yang menyebabkan lonjakan jumlah titik panas. Model terbaik yang dipilih adalah *Seasonal* ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$, yang menunjukkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar $5,85$, menandakan kinerja yang cukup baik dalam menggambarkan tren peramalan titik panas bulanan. Namun, model ini memiliki keterbatasan dalam memprediksi lonjakan kejadian titik panas. Sebagai contoh, pada bulan September 2018, terdapat 36 kejadian titik panas, tetapi model hanya mampu memprediksi 2 kejadian. Keterbatasan ini disebabkan oleh asumsi stasionaritas data yang dihasilkan dari proses transformasi, yang cenderung mereduksi fluktuasi besar pada data.

Hestuningtias & Kurniawan (2023) mengeksplorasi penggunaan model GSTAR dalam memprediksi inflasi di tiga provinsi di Pulau Sumatra, yaitu Jambi, Sumatra Barat, dan Kepulauan Bangka Belitung. Dalam penelitian ini, model GSTAR diterapkan dengan menggunakan beberapa jenis matriks bobot, yaitu bobot seragam (*Uniform*), bobot invers jarak (*Inverse Distance*), dan bobot *normal cross-correlation*, untuk menentukan akurasi terbaik dalam peramalan inflasi. Hasil analisis menunjukkan bahwa model GSTAR (5,1)I(1) dengan bobot normalisasi korelasi silang (*normal cross-correlation*) memiliki tingkat akurasi terbaik dengan nilai RMSE terendah sebesar $0,5743$ dibandingkan dengan model lainnya. Temuan ini menegaskan bahwa pemilihan bobot yang tepat dapat meningkatkan keakuratan prediksi inflasi, menjadikan GSTAR (5,1)I(1) sebagai model optimal dalam memprediksi data inflasi di wilayah penelitian tersebut.

Huda & Imro'ah (2024) membahas penggunaan model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) dalam memprediksi kasus Covid-19 di Pulau Jawa dengan menerapkan matriks bobot *Queen Contiguity*. Penelitian ini memanfaatkan data kasus Covid-19 yang dikonfirmasi positif dari 41 kabupaten/kota di tiga provinsi, yaitu Banten, DKI Jakarta, dan Jawa Barat. Melalui penerapan matriks bobot *Queen Contiguity* yang menghubungkan wilayah berdasarkan ketetanggaan langsung, penelitian ini bertujuan mengidentifikasi keterkaitan spasial antara wilayah-wilayah tersebut dalam menyebarkan virus. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GSTAR (1,1) dengan matriks bobot *Queen Contiguity* dapat memprediksi perkembangan kasus dengan akurasi yang cukup tinggi untuk periode lima hari ke depan, yang selanjutnya dapat membantu pengambilan kebijakan dalam menangani pandemi.

1.6 Metodologi Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pengolahan data ruang-waktu yang mencakup beberapa tahapan utama. Langkah pertama adalah pengumpulan data mentah yang terdiri dari titik panas (*hotspot*) di wilayah Kalimantan Barat, yang diperoleh dari situs NASA FIRMS untuk periode Januari 2014 hingga Agustus 2024. Data ini mencakup

atribut lokasi (*longitude* dan *latitude*), waktu kejadian, serta nilai *confidence level*. Data yang dikumpulkan awalnya mencakup seluruh wilayah Indonesia, tetapi data di *filter* terlebih dahulu menjadi wilayah Kalimantan Barat berdasarkan koordinat geografis.

Setelah proses *filter* data, data tersebut dijadikan data bulanan yang juga menjadi salah satu tahapan *preprocessing*. Langkah berikutnya adalah pembentukan grid lokasi dengan ukuran 1×1 derajat. Grid ini berfungsi untuk menetapkan lokasi yang akan dianalisis, yang menjadi syarat penting dalam pembentukan model GSTAR.

Setelah grid terbentuk, dilakukan *filter* data bulanan berdasarkan tiap grid yang terbentuk. Pada tahap ini, untuk setiap grid yang terbentuk, dipilih nilai maksimum *confidence level* sebagai representasi titik panas di grid tersebut. Nilai maksimum ini digunakan untuk mengidentifikasi potensi titik panas tertinggi di wilayah tersebut pada periode waktu tertentu, yang mencerminkan risiko kebakaran terbesar. Jika suatu grid tidak memiliki titik panas, maka grid tersebut diisi dengan nilai nol. Langkah ini menghasilkan dataset yang siap digunakan untuk analisis spasial-temporal.

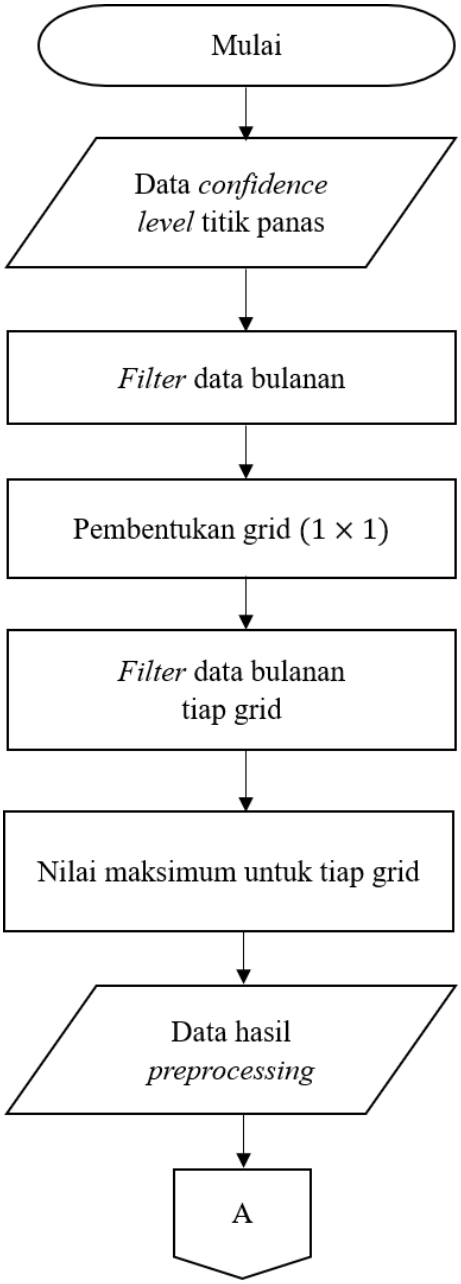
Dataset hasil *preprocessing* kemudian dianalisis secara deskriptif untuk memahami karakteristik data, seperti distribusi titik panas, pola musiman, dan perbedaan antar lokasi. Selanjutnya, dilakukan uji stasioneritas menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk memastikan bahwa data stasioner dalam hal rataan dan varians. Jika data tidak stasioner, maka diterapkan langkah transformasi seperti logaritma atau proses *differencing* hingga data memenuhi asumsi stasioneritas yang diperlukan oleh model GSTAR.

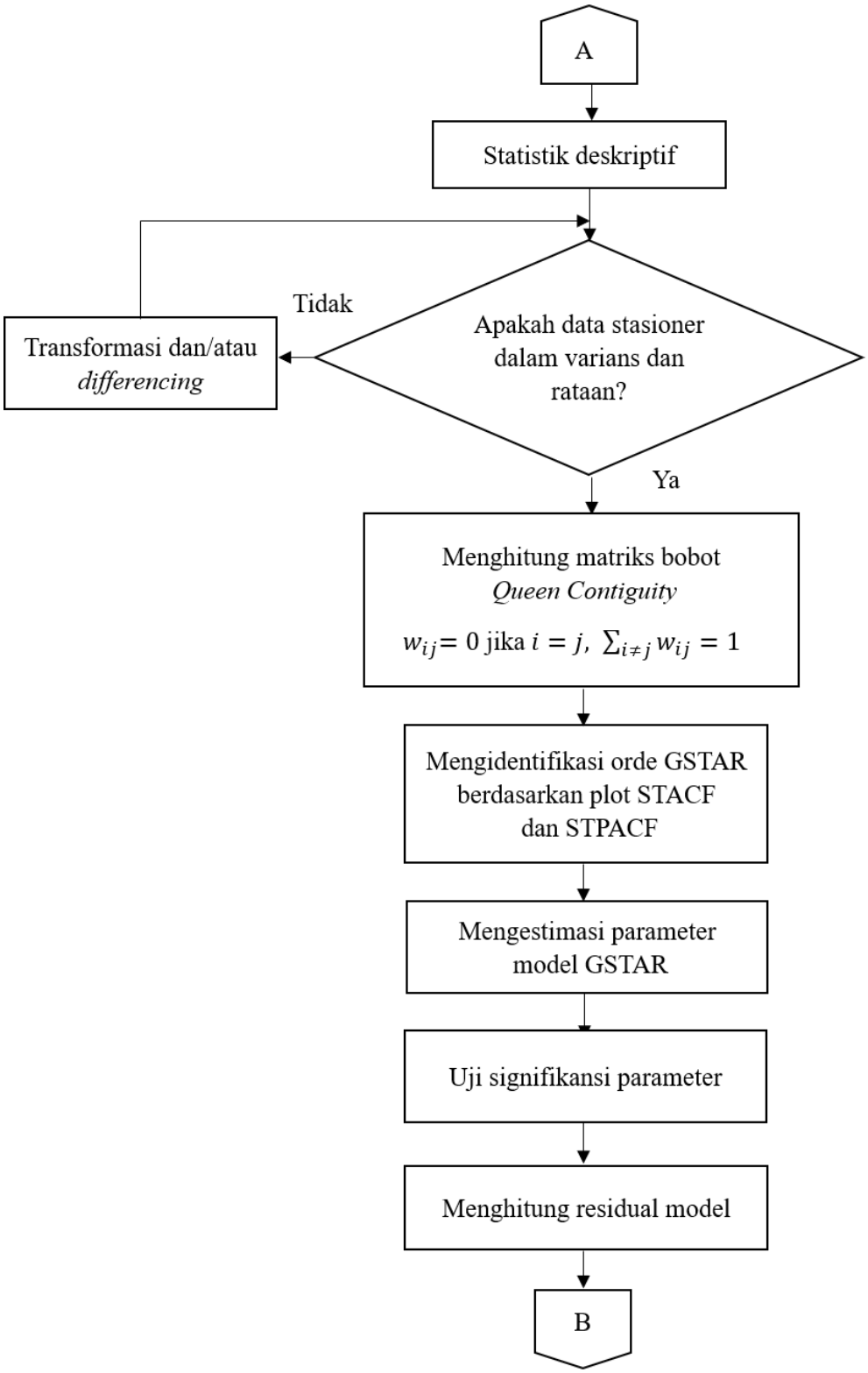
Setelah data stasioner, dilakukan perhitungan matriks bobot spasial menggunakan metode *Queen Contiguity*. Matriks ini digunakan untuk menggambarkan hubungan spasial antar grid yang saling berbatasan, baik secara horizontal, vertikal, maupun diagonal. Matriks ini memungkinkan model GSTAR menangkap pengaruh antara lokasi yang berdekatan secara geografis. Berdasarkan matriks bobot tersebut, langkah berikutnya adalah identifikasi orde model GSTAR melalui analisis plot STACF dan STPACF.

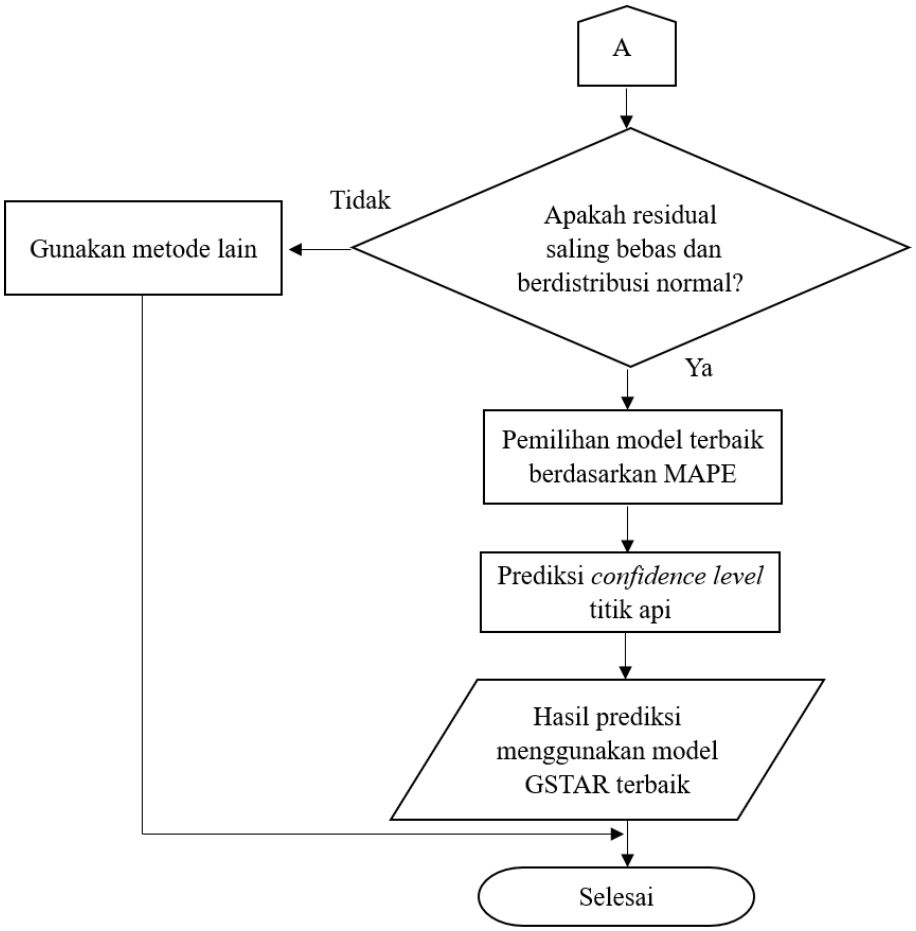
Setelah orde model ditentukan, parameter GSTAR diestimasi menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) kemudian dilakukan uji signifikansi parameter. Parameter yang tidak signigfikan maka tidak digunakan dalam model. Residual dari model kemudian diuji untuk memastikan apakah residual tersebut bersifat saling bebas (*independent*) dan berdistribusi normal. Uji residual ini melibatkan analisis autokorelasi residual dengan menggunakan plot ACF dan uji normalitas seperti *Kolmogorov-Smirnov*. Jika residual memenuhi kriteria *white noise*, model dianggap valid. Namun, jika tidak memenuhi kriteria, maka dilakukan modifikasi atau perbaikan pada model.

Langkah berikutnya adalah memilih model terbaik berdasarkan kriteria evaluasi, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Model dengan nilai MAPE terkecil dipilih sebagai model terbaik karena menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang paling rendah. Model terbaik ini kemudian digunakan untuk melakukan prediksi nilai *confidence level* titik panas pada tiga periode mendatang.

Hasil akhir dari penelitian ini berupa prediksi *confidence level* titik panas berdasarkan model GSTAR terbaik, yang memberikan wawasan mendalam tentang pola penyebaran titik panas secara spasial-temporal. Hasil prediksi ini diharapkan dapat mendukung pengambilan keputusan strategis, terutama dalam mitigasi kebakaran hutan di Kabupaten Kubu Raya dan sekitarnya. Langkah-langkah penelitian ini disajikan dalam *flowchart* pada Gambar 1.1


Mulai
Data *confidence level* titik panas
Filter data bulanan
Pembentukan grid (1 × 1)
Filter data bulanan tiap grid
Nilai maksimum untuk tiap grid
Data hasil *preprocessing*
A


A
Statistik deskriptif
Apakah data stasioner dalam varians dan rataan?
Tidak
Transformasi dan/atau *differencing*
Ya
Menghitung matriks bobot *Queen Contiguity*
w_{ij}= 0 jika $i = j$, $\sum_{i \neq j} w_{ij} = 1$
Mengidentifikasi orde GSTAR berdasarkan plot STACF dan STPACF
Mengestimasi parameter model GSTAR
Uji signifikansi parameter
Menghitung residual model
B



Gambar 1.1 *Flowchart* Model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_p)$