PEMODELAN GSTAR (1;1) DENGAN TIGA KOMBINASI GRID DAN MATRIKS BOBOT SPASIAL PADA KASUS KEBAKARAN HUTAN

MUHAMMAD YAHYA AYYASH
NIM H1091211042

SKRIPSI

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

PEMODELAN GSTAR (1;1) DENGAN TIGA KOMBINASI GRID DAN MATRIKS BOBOT SPASIAL PADA KASUS KEBAKARAN HUTAN

MUHAMMAD YAHYA AYYASH
NIM H1091211042

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	:	Pemodelan GSTAR (1;1) dengan Tiga Kombinasi Grid dan Matriks Bobot Spasial pada Kasus Kebakaran Hutan
Nama Mahasiswa	:	Muhammad Yahya Ayyash
NIM	:	H1091211042
Jurusan/Program Studi	:	Matematika/ Statistika
Tanggal Lulus	:	26 Februari 2025
SK Pembimbing	:	No. 2617/UN22.8/TD.6/2024/ 2 September 2024
SK Penguji	:	No. 464/UN22.8/TD.6/2025/ 17 Februari 2025

Dosen Pembimbing

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

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)
Nur'ainul Miftahul Huda, M.Si.	Nurfitri Imro'ah, M.Si.
NIP 199411142020122014	NIP 198907182019032021

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	:	Muhammad Yahya Ayyash
NIM	:	H1091211042
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



Muhammad Yahya Ayyash

NIM H1091211042

Pemodelan GSTAR (1;1) dengan Tiga Kombinasi Grid dan Matriks Bobot Spasial pada Kasus Kebakaran Hutan

Abstrak

Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR) merupakan salah satu model yang umum digunakan dalam analisis spasial-temporal. GSTAR menggabungkan aspek spasial dan temporal dalam suatu analisis mengenai pola sebaran fenomena tertentu. Salah satu penerapan model GSTAR yaitu pada kasus kebakaran hutan. Pola kasus kebakaran hutan dipengaruhi oleh faktor spasial dan temporal. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memodelkan *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan menggunakan GSTAR (1;1) dengan tiga kombinasi grid dan matriks bobot spasial. Penggunaan model GSTAR (1;1) karena kasus kebakaran hutan dipengaruhi oleh kasus kebakaran pada satu periode sebelumnya dan juga dipengaruhi oleh lokasi yang berbatasan langsung. Penelitian ini membandingkan grid dengan tiga ukuran ($0,50 \times 0,50$; $1,00 \times 1,00$; dan $1,25 \times 1,25$ derajat) dan tiga jenis matriks bobot spasial (seragam *uniform*, *queen contiguity*, dan *rook contiguity*) untuk menentukan kombinasi terbaik dalam menganalisis pola spasial-temporal *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan di Kabupaten Kubu Raya, Kalimantan Barat. Data yang digunakan adalah data *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan yang diperoleh dari *platform* FIRMS-NASA dengan periode dari bulan Januari 2014 hingga Agustus 2024. Metode penelitian ini menggunakan model GSTAR (1;1) dengan kombinasi grid dan matriks bobot spasial. Pemilihan model GSTAR (1;1) dengan kombinasi terbaik berdasarkan hasil uji diagnostik. Tingkat akurasi model terbaik dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa berdasarkan uji diagnostik diperoleh model GSTAR (1;1) kombinasi grid dengan ukuran $1,25 \times 1,25$ derajat dan matriks bobot *rook contiguity* menjadi kombinasi terbaik. Model ini memiliki nilai MAPE sebesar 11,797% yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang baik untuk memprediksi pola spasial-temporal *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan di Kabupaten Kubu Raya dan sekitarnya. Hasil prediksi menunjukkan tren penurunan *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan di Kubu Raya dan sekitarnya untuk setiap lokasi dari bulan September 2024 sebesar 81% hingga Desember 2024 sebesar 64%.

Kata kunci: spasial-temporal, GSTAR, grid, matriks bobot.

The GSTAR (1;1) Modelling with Three Combination of The Grid and Spatial Weight Matrix in Forest Fires Cases

Abstract

One of the models frequently utilized in spatial-temporal analysis is the Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR). When investigating the distribution pattern of specific phenomena, GSTAR considers both spatial and temporal features. In forest fires, the GSTAR model can be utilized as an application. Both spatial and temporal considerations impact the pattern of forest fires that occur. In order to estimate the confidence level of forest fire hotspot cases, this study aims to use GSTAR (1;1) with three different combinations of grids and spatial weight matrices. The adoption of the GSTAR (1;1) model is because forest fire cases are influenced by fire cases that occurred prior to the current one, and they are also influenced by places that are physically adjacent to one another. A comparison is made between grids of three different sizes (0.50×0.50; 1.00×1.00; and 1.25×1.25 degrees) and three different types of spatial weight matrices (uniform, queen contiguity and rook contiguity) in order to determine the optimal combination for analyzing the spatial-temporal pattern of confidence level hotspots of forest fire cases in Kubu Raya Regency, West Kalimantan. The data utilized was the hotspot confidence level data for forest fire instances collected from the FIRMS-NASA platform. The period that was utilized was from January 2014 to August 2024. This study approach uses the GSTAR (1;1) model, which incorporates both a grid and a spatial weight matrix. The diagnostic test results determine whether the GSTAR (1;1) model has the optimal combination of characteristics. When determining the best model's accuracy level, the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) is the metric utilized. According to the study's findings, the GSTAR (1;1) model, a combination of a grid with a size of 1.25×1.25 degrees and a rook contiguity weight matrix, was the most effective combination. The diagnostic test supported this. The mean absolute percentage error (MAPE) value of this model is 11.797%, which suggests that the model has a decent level of accuracy when it comes to forecasting the spatial-temporal pattern of hotspot confidence levels for forest fire cases in Kubu Raya Regency and its surrounding areas. The prediction findings indicate a downward trend in the confidence level of hotspots for forest fires in Kubu Raya and its surrounds for each location from September 2024 to December 2024, with the confidence level decreasing by 81% to 64%.

Keywords: spatial-temporal, GSTAR, grid, weight matrix.

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 **"Pemodelan GSTAR (1;1) dengan Tiga Kombinasi Grid dan Matriks Bobot Spasial pada Kasus Kebakaran Hutan"**. Skripsi ini dibuat sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Statistika pada Program Studi Statistika, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, 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 Ibu Neva Satyahadewi, S.Si., M.Sc., CRA., CRP., CRMP. selaku dosen pembimbing akademik, Ibu Nur'ainul Miftahul Huda, M.Si. selaku dosen pembimbing pertama, dan Ibu Nurfitri Imro'ah, M.Si. selaku dosen pembimbing kedua yang sudah membimbing, dan memberikan saran serta masukan kepada penulis. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada Ibu Dr. Yundari, M.Sc. dan Ibu Dr. Preatin, SST., M.Si. selaku dosen penguji atas arahan masukan kepada penulis. Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada:

1. Kedua orangtua (Bapak Julaili dan Ibu Budiarti), saudara (Muhammad Azdi Dwiraka dan Muhammad Haikal Hakiki) dan keluarga tercinta yang selalu memberikan do'a, cinta, kasih sayang, bimbingan dan motivasi kepada penulis.
2. Ummi Rahimah, David Jordy Dhandio, Hesty Pratiwi, dan Noerul Hanin serta teman-teman Statistika Angkatan 2021 yang telah banyak memberikan bantuan, dukungan, motivasi, dan semangat kepada penulis.
3. Bapak dan ibu dosen serta seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu yang telah berkontribusi kepada penulis.

Pontianak, 26 Februari 2025



Muhammad Yahya Ayyash

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i
LEMBAR PENGESAHAN ii
PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK iii
ABSTRAK iv
ABSTRACT v
PRAKATA vi
DAFTAR GAMBAR x
DAFTAR TABEL xi
DAFTAR LAMPIRAN xii
DAFTAR LAMPIRAN xiii
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 5
1.3 Tujuan Penelitian 5
1.4 Batasan Masalah 6
1.5 Tinjauan Pustaka 6
1.6 Metodologi Penelitian 7
BAB II LANDASAN TEORI 11
2.1 Analisis Deret Waktu 11
2.2 Analisis Spasial 16
2.3 Analisis Spasial-Temporal 19
2.4 Grid 22
2.5 Kebakaran Hutan 24

BAB III MODEL (GSTAR) (1;1) 26
3.1 *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) (1;1) 26
3.2 Stasioneritas Data 27
3.3 Matriks Bobot Spasial 30
3.4 Estimasi Parameter 32
3.5 Uji Signifikansi Parameter 33
3.6 Uji Diagnostik 34
3.7 Tingkat Akurasi Model 38
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 40
4.1 *Preprocessing* Data 41
4.2 Statistik Deskriptif 46
4.3 Stasioneritas Data 49
4.4 Matriks Bobot Spasial 50
4.5 Estimasi Parameter 62
4.6 Uji Signifikansi Parameter 65
4.7 Uji Diagnostik 68
4.8 Pemilihan Kombinasi Grid dan Matriks Bobot Spasial Terbaik 72
4.9 Prediksi 78
BAB V PENUTUP 81
5.1 Kesimpulan 81
5.2 Saran 82
DAFTAR PUSTAKA 94
LAMPIRAN 94

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1	*Flowchart* Pemodelan GSTAR (1;1) dengan Tiga Kombinasi Grid dan Matriks Bobot Spasial	10
Gambar 2.1	Ilustrasi Pola Data (a) Stasioner, (b) Tren, (c) Musiman, dan (d) Siklus	13
Gambar 2.2	Model Data Vektor	18
Gambar 2.3	Model Data Raster	19
Gambar 3.1	Ilustrasi Bobot Spasial (a) Seragam (*Uniform*), (b) *Queen Contiguity*, dan (c) *Rook Contiguity*	32
Gambar 3.2	Ilustrasi Uji Normalitas Residual (a) Berdistribusi Normal dan (b) Tidak Berdistribusi Normal	36
Gambar 3.3	Ilustrasi Uji Independensi Residual (a) Saling Bebas dan (b) Tidak Saling Bebas	38
Gambar 4.1	Peta dan Grafik Banyaknya Kasus Kebakaran Hutan di Kalimantan Barat per Kabupaten/Kota	40
Gambar 4.2	Banyaknya *Hotspot* Kasus Kebakaran Hutan Sebelum dan Sesudah *Preprocessing* Data (2014-2024)	42
Gambar 4.3	Klasifikasi Grid	43
Gambar 4.4	*Filter* Data Bulanan	44
Gambar 4.5	*Filter* Data Bulanan untuk Setiap Lokasi	45
Gambar 4.6	Pemilihan Nilai Maksimum untuk Setiap Lokasi	46
Gambar 4.7	Plot Data *Confidence Level Hosspot* Kasus Kebakaran Hutan di Kubu Raya dan sekitarnya	47
Gambar 4.8	Seragam (*Uniform*) $\mathbf{0,50 \times 0,50}$	51
Gambar 4.9	*Queen Contiguity* $\mathbf{0,50 \times 0,50}$	52
Gambar 4.10	*Rook Contiguity* $\mathbf{0,50 \times 0,50}$	53
Gambar 4.11	Seragam (*Uniform*) $\mathbf{1,00 \times 1,00}$	55
Gambar 4.12	*Queen Contiguity* $\mathbf{1,00 \times 1,00}$	56
Gambar 4.13	*Rook Contiguity* $\mathbf{1,00 \times 1,00}$	57
Gambar 4.14	Seragam (*Uniform*) $\mathbf{1,25 \times 1,25}$	58

Gambar 4.15 *Queen Contiguity* $\mathbf{1,25 \times 1,25}$ 59
Gambar 4.16 *Rook Contiguity* $\mathbf{1,25 \times 1,25}$ 60
Gambar 4.17 Grid Terbaik $\mathbf{1,25 \times 1,25}$ Derajat 74
Gambar 4.18 Hasil Prediksi 79

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Kriteria MAPE	39
Tabel 4.1	Ringkasan Numerik	48
Tabel 4.2	Hasil Uji ADF	50
Tabel 4.3	Matriks Bobot Seragam (*Uniform*)	61
Tabel 4.4	Matriks Bobot *Queen Contiguity*	61
Tabel 4.5	Matriks Bobot *Rook Contiguity*	62
Tabel 4.6	Estimasi Parameter dan Akurasi Model GSTAR (1;1) . . .	63
Tabel 4.7	Uji Signifikansi Estimasi Parameter ϕ_{10} Model GSTAR (1;1)	66
Tabel 4.8	Uji Signifikansi Estimasi Parameter ϕ_{11} Model GSTAR (1;1)	67
Tabel 4.9	Uji Diagnostik Residual Grid $\mathbf{0,50 \times 0,50}$ Derajat	69
Tabel 4.10	Uji Diagnostik Residual Grid $\mathbf{1,00 \times 1,00}$ Derajat	70
Tabel 4.11	Uji Diagnostik Residual Grid $\mathbf{1,25 \times 1,25}$ Derajat	71
Tabel 4.12	Kabupaten/Kota dan Kecamatan Grid $\mathbf{1,25 \times 1,25}$ Derajat	75
Tabel 4.13	Hubungan Spasial Lokasi Grid $\mathbf{1,25 \times 1,25}$ Derajat . . .	77

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data *Confidence Level Hotspot* Grid $\mathbf{0,50 \times 0,50}$ Derajat 95

Lampiran 2 Data *Confidence Level Hotspot* Grid $\mathbf{0,50 \times 0,50}$ Derajat 100

Lampiran 3 Data *Confidence Level Hotspot* Grid $\mathbf{0,50 \times 0,50}$ Derajat 105

Lampiran 4 Normal Q-Q Plot dan Plot ACF Residual Grid $\mathbf{0,50 \times 0,50}$ Derajat 110

Lampiran 5 Normal Q-Q Plot dan Plot ACF Residual Grid $\mathbf{1,00 \times 1,00}$ Derajat 112

Lampiran 6 Normal Q-Q Plot dan Plot ACF Residual Grid $\mathbf{1,25 \times 1,25}$ Derajat 113

Lampiran 7 Syntax R-Studio Uji Stasioneritas dan Uji Diagnostik 114

Lampiran 8 Nilai Kritis t_{tabel} 118

DAFTAR SIMBOL

p	:	orde *autoregressive* model AR
q	:	orde *moving average* model MA
k	:	orde *autoregressive* model STAR dan GSTAR
ℓ	:	orde spasial model STAR dan GSTAR
d	:	orde *differencing*
N	:	banyaknya lokasi
T	:	banyaknya observasi
M	:	banyaknya tetangga terdekat dari lokasi i
B	:	*backshift operator*
Y_t	:	data pada periode ke-t
$\boldsymbol{Y}_t$	:	vektor data pada periode ke-t
Y_{t-1}	:	data pada periode ke-$(t-1)$
$\boldsymbol{Y}_{t-1}$	:	vektor data pada periode ke-$(t-1)$
$\hat{Y}_t$	:	prediksi data pada periode ke-t
e_t	:	kesalahan (galat) pada periode ke-t
$\boldsymbol{e}_t$	:	vektor kesalahan (galat) pada periode ke-t
ϕ_p	:	parameter *autoregressive* untuk *lag* ke-p
θ_q	:	parameter *moving average* untuk *lag* ke-q
$\phi_{k\ell}$	:	parameter *autoregressive* untuk orde *autoregressive* k dan orde spasial ℓ
$\boldsymbol{\Phi}_{k\ell}$	:	matriks diagonal parameter *autoregressive* untuk orde *autoregressive* k dan orde spasial ℓ
$\boldsymbol{W}^{(\ell)}$	:	matriks bobot spasial untuk orde spasial ℓ
w_{ij}	:	bobot spasial lokasi j terhadap lokasi i
$T(Y_t)$	:	transformasi data
Z_t	:	data *differencing* pada periode ke-t
γ	:	koefisien Y_{t-1}
$se(\gamma)$	:	standar *error* γ
D	:	nilai statistik *Kolmogorov-Smirnov*
$F_n(x)$	:	fungsi distribusi empiris
$F(x)$	:	fungsi distribusi teoritis

L	:	nilai statistik *Ljung-Box*
$\hat{\rho}_k$	:	autokorelasi pada *lag* waktu ke-k
$\boldsymbol{U}_h$	:	matriks bobot seragam (*uniform*) sebelum normalisasi ($h = 1, 2, 3$)
$\boldsymbol{Q}_h$	:	matriks bobot *queen contiguity* sebelum normalisasi ($h = 1, 2, 3$)
$\boldsymbol{R}_h$	:	matriks bobot *rook contiguity* sebelum normalisasi ($h = 1, 2, 3$)
$\boldsymbol{W}_{Uh}$	:	matriks bobot seragam (*uniform*) sesudah normalisasi ($h = 1, 2, 3$)
$\boldsymbol{W}_{Qh}$	:	matriks bobot *queen contiguity* sesudah normalisasi ($h = 1, 2, 3$)
$\boldsymbol{W}_{Rh}$	:	matriks bobot *rook contiguity* sesudah normalisasi ($h = 1, 2, 3$)

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis deret waktu merupakan analisis yang mempelajari perubahan data yang bergantung dengan waktu (Gharin, 2024). Data yang diurutkan berdasarkan waktu sering menunjukkan pola yang dapat diprediksi atau fluktuasi yang dapat dianalisis dalam berbagai bidang, seperti ekonomi, keuangan, dan lingkungan. Analisis deret waktu digunakan untuk mengidentifikasi tren, siklus, dan pola berulang yang dapat membantu memberikan gambaran kondisi data di masa depan. Analisis ini menggunakan data historis untuk memperkirakan perubahan nilai suatu variabel di masa mendatang (Venny, 2018). Meskipun demikian, analisis deret waktu tidak dapat menjelaskan suatu kejadian yang dipengaruhi oleh faktor spasial, terutama untuk data yang tersebar secara geografis (Feby, 2023). Contohnya, dalam pemodelan kejadian lingkungan seperti kebakaran hutan, kondisi di satu lokasi sangat dipengaruhi oleh keadaan di sekitar lokasi tersebut. Oleh sebab itu, hanya mempertimbangkan data deret waktu saja tidak cukup sehingga diperlukan pendekatan yang menggabungkan dengan analisis spasial, yang mempelajari hubungan antar lokasi di ruang geografis. Gabungan kedua pendekatan ini menghasilkan analisis spasial-temporal yang lebih komprehensif.

Analisis spasial adalah analisis yang mempelajari suatu kejadian dengan mempertimbangkan aspek spasial, yaitu lokasi dan hubungan geografis antara data. Dalam studi perubahan penggunaan lahan atau pencemaran udara, data terkait lokasi tertentu harus dipahami tidak hanya secara individual di lokasi itu sendiri, tetapi juga dalam konteks hubungan dengan data di lokasi lain (Arbiyan, Anwari, & Muhsi, 2023). Sistem Informasi Geografis (SIG) dan alat ekonometrika spasial berperan penting dalam menggambarkan ketergantungan spasial, baik di tingkat lokal maupun

global (Alfa, Yusda, & Rahayu, 2024). Akan tetapi, analisis spasial biasanya tidak memperhitungkan bagaimana ketergantungan ini berubah seiring waktu. Oleh sebab itu, analisis spasial-temporal dikembangkan untuk memahami suatu kejadian secara menyeluruh dengan mempertimbangkan aspek ruang dan waktu.

Analisis spasial-temporal merupakan analisis yang menggabungkan dua analisis yaitu analisis deret waktu dan analisis spasial guna untuk memahami dinamika perubahan data yang berubah seiring waktu dan dipengaruhi letak geografis (Ulfah, Budisusanto, & Hidayat, 2020). Dengan menggunakan analisis interaksi antara komponen deret waktu dan spasial, analisis ini dapat menggambarkan suatu kejadian dengan kompleks yang dipengaruhi oleh faktor ruang dan waktu secara bersamaan (Prasetya, 2024). Salah satu model yang digunakan dalam analisis spasial-temporal adalah *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) (Maghfiroh, 2018).

Model GSTAR menggabungkan aspek *autoregressive* dalam deret waktu dengan ketergantungan spasial antar lokasi, sehingga cocok untuk menganalisis data yang kompleks dan dinamis (Khadijah, Hikmah, Fardinah, Apriyanto, Nurhidayah, & Lestari, 2024). GSTAR memanfaatkan hubungan spasial dan temporal untuk menganalisis data yang memiliki ketergantungan di kedua aspek tersebut. Model ini mengasumsikan adanya pengaruh antar lokasi secara spasial yang memengaruhi peristiwa di lokasi tertentu, serta ketergantungan dalam waktu yang mempengaruhi pola-pola yang teridentifikasi (Shofinda, 2017). GSTAR dapat digunakan untuk data seperti kasus kebakaran hutan, penyebaran penyakit, atau pencemaran udara yang lebih mudah dipahami melalui pendekatan spasial-temporal (Wutsqa, Suhartono, & Sutijo, 2012).

Salah satu permasalahan yang sering dihadapi dalam penggunaan model GSTAR adalah menentukan matriks bobot spasial yang tepat. Matriks bobot spasial menggambarkan hubungan satu lokasi dengan lokasi lain di sekitarnya. Pemilihan bobot spasial yang salah dapat menyebabkan kesalahan dalam menginterpretasi hubungan spasial dan mempengaruhi akurasi model (Lega & Bekti, 2023). Matriks bobot spasial memiliki beberapa jenis tergantung bobot spasial yang digunakan. Salah satu diantaranya yaitu matriks bobot jarak dan matriks bobot seragam, masing-masing

memiliki karakteristik tersendiri. Matriks bobot jarak biasanya dibentuk berdasarkan perhitungan jarak antar lokasi, sering kali menggunakan rumus jarak euclidean (Suryowati, Nahak, & Bekti, 2023). Hasil dari perhitungan ini adalah matriks yang menunjukkan jarak antar semua pasangan lokasi, yang dapat digunakan untuk menentukan pengaruh satu lokasi terhadap lokasi lainnya berdasarkan jarak. Sedangkan, matriks bobot seragam memberikan nilai yang sama untuk setiap lokasi dalam analisis tanpa memperhitungkan jarak (Utami, Mukhaiyar, Mardiyah, Sa'adah, & Widyawati, 2024). Matriks ini mengasumsikan bahwa setiap lokasi memiliki pengaruh yang setara terhadap lokasi lainnya. Oleh sebab itu, pemilihan bobot spasial yang tepat sangat penting untuk hasil dari model. Selain itu, pemilihan ukuran grid dalam analisis spasial-temporal juga merupakan permasalahan lain dalam model GSTAR.

Grid merupakan sistem koordinasi berbasis jaringan persegi yang digunakan untuk merepresentasikan lokasi di permukaan bumi secara sistematis. Grid ini terdiri dari garis-garis horizontal (lintang) dan vertikal (bujur) yang membentuk kotak-kotak persegi, dengan masing-masing kotak merepresentasikan area geografis tertentu (Adhikara & Adrianto, 2014). Dalam analisis geografis, grid digunakan untuk berbagai tujuan, termasuk pemetaan, analisis spasial, dan pengelolaan data geografis. Pemilihan ukuran grid yang tepat sangat penting dalam konteks kejadian kebakaran hutan, karena kebakaran hutan sering menunjukkan pola spesifik yang bervariasi dalam ruang dan waktu. Ukuran grid menentukan seberapa besar area yang dianalisis dalam setiap unit, yang mempengaruhi kemampuan model dalam menangkap detail spasial. Grid kecil dapat memberikan detail yang lebih tinggi, tetapi memerlukan komputasi yang lebih berat dan meningkatkan kompleksitas analisis. Sebaliknya, grid besar mengurangi kompleksitas, tetapi dapat kehilangan detail penting yang mempengaruhi interpretasi hasil (Ulandari, 2023). Oleh sebab itu, pemilihan ukuran grid yang terbaik tergantung pada tujuan analisis, efisiensi komputasi, dan tingkat ketelitian yang dibutuhkan.

Banyak faktor yang mempengaruhi kasus kebakaran hutan, antara lain cuaca, jenis vegetasi, topografi, dan aktivitas manusia. Model GSTAR dapat memprediksi pe-

nyebaran kasus kebakaran hutan berdasarkan hubungan antar lokasi dan bagaimana kondisi di satu lokasi memengaruhi lokasi lainnya. Dengan memperhitungkan faktor spasial dan temporal yang berubah, model ini mampu memberikan gambaran yang lebih akurat tentang penyebaran kebakaran hutan di masa depan.

Kebakaran hutan merupakan permasalahan lingkungan serius di Indonesia terutama di Kalimantan. Hal ini disebabkan oleh penggundulan hutan dan perubahan penggunaan lahan yang semakin memperburuk situasi (Farhan, Hermawan, Hudjimartsu, & Rachim, 2024). Kebakaran hutan di Kalimantan sering memiliki dampak luas, baik secara lokal maupun lintas batas karena kabut asap dapat mengganggu kualitas udara di wilayah sekitarnya. Pola kebakaran sangat bergantung pada faktor spasial, seperti jenis vegetasi dan topografi, serta faktor temporal, seperti musim kemarau dan pola cuaca. Oleh sebab itu, penerapan model GSTAR sangat relevan untuk memahami dinamika kebakaran hutan di Kalimantan, memberikan gambaran lebih jelas tentang faktor yang memengaruhi penyebaran kebakaran, serta membantu pengelolaan dan mitigasi risiko yang lebih efektif. Kalimantan Barat yang dikenal sebagai daerah dengan lahan gambut dan hutan tropis yang luas menghadapi masalah signifikan terkait kebakaran hutan (Ningsih, Putra, & Zulfian, 2023). Kabupaten Kubu Raya, yang berbatasan dengan Ibu Kota Provinsi Kalimantan Barat yaitu Kota Pontianak, sangat rentan terhadap kebakaran hutan, terutama pada musim kemarau (Muharrama & Widjonarko, 2023). Selain faktor alam, praktik pembakaran lahan untuk pertanian dan perubahan penggunaan lahan juga meningkatkan frekuensi dan intensitas kebakaran. Dengan model GSTAR, dapat dipelajari bagaimana faktor-faktor ini berinteraksi dalam ruang dan waktu, serta bagaimana upaya mitigasi dapat dilakukan lebih efisien.

Penelitian ini dibatasi pada model GSTAR(1;1). Model ini memiliki orde *autoregressive* satu untuk melihat hubungan temporal, serta orde spasial satu untuk menjelaskan hubungan antar lokasi yang berdekatan. Pada kasus kebakaran hutan, penggunaan orde *autoregressive* satu dipilih karena pola kebakaran di suatu lokasi pada satu periode saat ini sering kali dipengaruhi oleh kasus kebakaran hutan satu periode sebelumnya (Widodo, 2014). Selain itu, orde spasial satu digunakan untuk melihat

pengaruh dari lokasi-lokasi di sekitar yang berbatasan langsung. Dalam kebakaran hutan, api sering menyebar ke area terdekat akibat faktor seperti angin, jenis vegetasi yang mudah terbakar, atau kedekatan antar lokasi (Nugroho & Oktaviana, 2023). Dengan mempertimbangkan hubungan temporal dan spasial ini, model GSTAR(1;1) dianggap cocok untuk menganalisis pola kebakaran hutan. Model ini mampu menggambarkan dinamika yang dipengaruhi oleh kasus kebakaran hutan pada satu periode sebelumnya serta interaksi dengan lokasi-lokasi yang berbatasan langsung. Penerapan model GSTAR (1;1) dapat memberikan wawasan mengenai kasus kebakaran hutan di Kubu Raya dan sekitarnya. Pemilihan matriks bobot spasial yang tepat, ukuran grid yang sesuai, serta pemahaman yang lebih baik tentang ketergantungan spasial-temporal, model ini dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Informasi dari analisis ini sangat penting untuk merencanakan strategi pengelolaan kebakaran yang efektif, serta mendukung kebijakan pengelolaan lingkungan yang lebih berkelanjutan di masa depan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, adapaun rumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana membentukan model GSTAR (1;1) dengan kombinasi grid dan matriks bobot spasial terbaik pada data *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan di Kubu Raya dan sekitarnya?
2. Bagaimana memprediksi data *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan di Kubu Raya dan sekitarnya untuk empat periode ke depan menggunakan model GSTAR (1;1) dengan kombinasi grid dan matriks bobot spasial terbaik?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Membentuk model GSTAR (1;1) dengan kombinasi grid dan matriks bobot spasial terbaik pada data *confidence level hotspo*t kasus kebakaran hutan di Kubu Raya dan sekitarnya.

2. Memprediksi data *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan di Kubu Raya dan sekitarnya untuk empat periode ke depan menggunakan model GSTAR (1;1) dengan kombinasi grid dan matriks bobot spasial terbaik.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini yaitu data yang digunakan adalah data *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan di Kubu Raya dan sekitarnya, matriks bobot spasial yang digunakan adalah matriks bobot spasial seragam (*uniform*), *queen contiguity*, dan *rook contiguity* serta grid yang digunakan adalah berukuran $0,50 \times 0,50$ derajat, $1,00 \times 1,00$ derajat, dan $1,25 \times 1,25$ derajat dengan model dibatasi yaitu GSTAR (1;1).

1.5 Tinjauan Pustaka

Huda & Imro'ah (2023) melakukan penelitian tentang pemilihan matriks bobot terbaik untuk model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Dalam penelitian ini, lima jenis matriks bobot dibandingkan, yaitu matriks bobot seragam, *queen contiguity*, *Minimum Spanning Tree* (MST), *inverse distance*, dan *modified by railroad*. Penelitian difokuskan pada peningkatan harian kasus Covid-19 pada enam provinsi di Pulau Jawa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa matriks MST memberikan performa terbaik dalam model GSTAR (3;1;1) berdasarkan indikator MSE, MAPE, dan AIC, serta dapat merepresentasikan hubungan spasial yang realistis, terutama di daerah dengan mobilitas tinggi seperti DKI Jakarta.

Penelitian tentang model GSTAR terus berkembang dengan berbagai aplikasi dan pengujian. Huda, Imro'ah, Arini, Utami, & Umairah (2023) menganalisis data Produk Domestik Bruto (PDB) tahunan dari lima negara di Asia Tenggara: Indonesia,

Malaysia, Singapura, Thailand, dan Brunei Darussalam. Fokus penelitian ini adalah pada pengaruh spasial dan temporal terhadap pertumbuhan PDB menggunakan model GSTAR (1;1). Tiga jenis matriks bobot, yaitu *uniform*, *queen contiguity*, dan *inverse distance*, diuji dalam studi ini. Hasilnya menunjukkan bahwa matriks bobot *uniform* memberikan kinerja terbaik dalam menggambarkan hubungan spasial dan temporal pada data PDB.

Penelitian oleh Pratiwi, Imro'ah, Huda, & Ayyash (2025) menggunakan model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) (1;1) untuk memodelkan banyaknya *hotspot* kasus kebakaran hutan pada 4 kabupaten/kota dengan banyaknya *hotspot* kasus kebakaran hutan tertinggi di Kalimantan Barat dengan membandingkan dua jenis matriks bobot spasial, yaitu matriks bobot seragam (*uniform*) dan *queen contiguity*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa matriks bobot *queen contiguity* memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan matriks bobot seragam (*uniform*) yang ditunjukkan oleh nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Deviation* (MAD) yang lebih rendah.

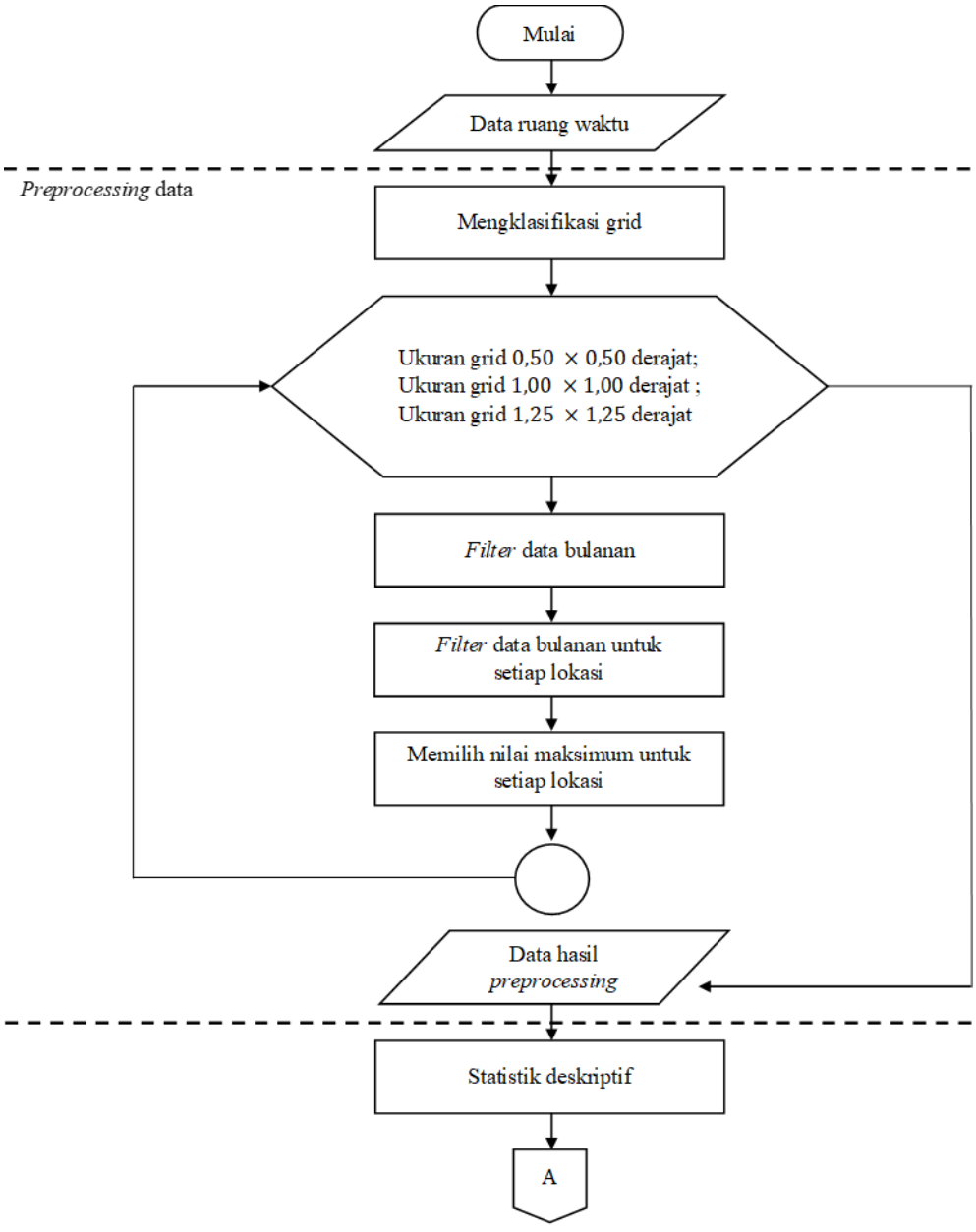
1.6 Metodologi Penelitian

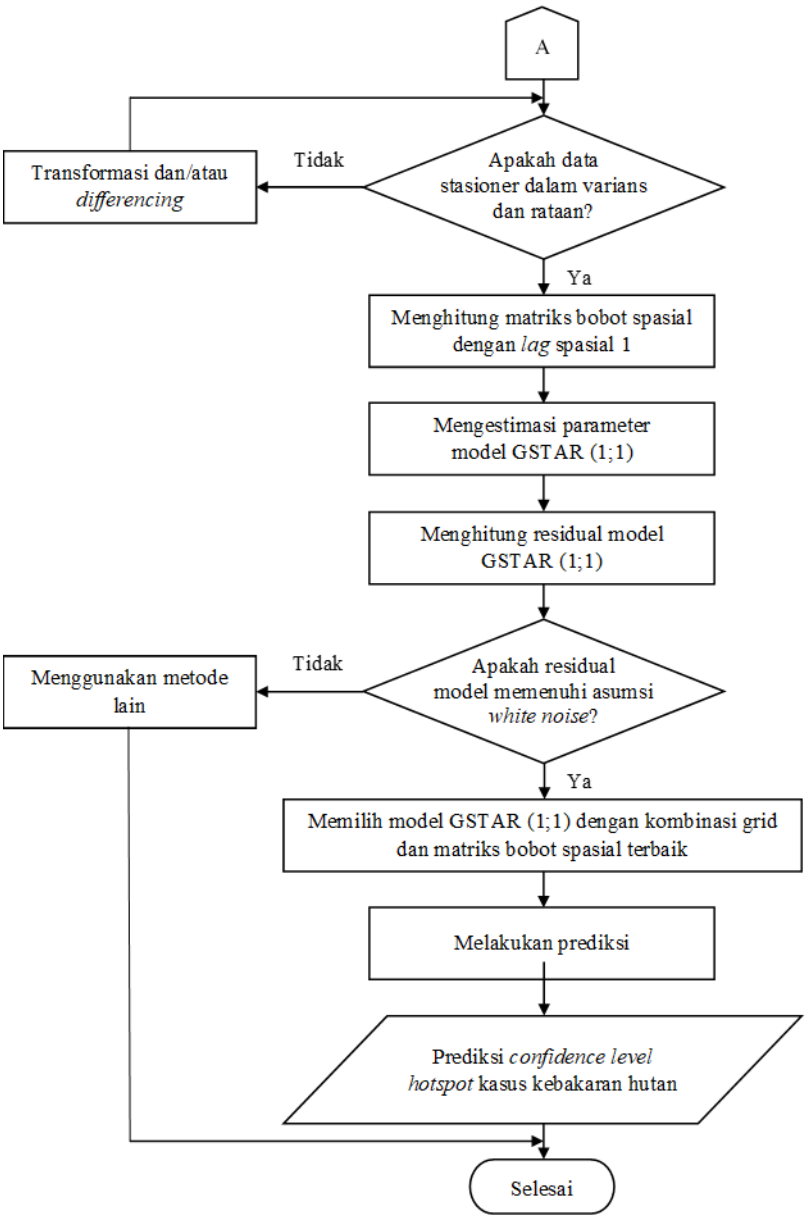
Penelitian ini dilakukan dengan serangkaian langkah yang terstruktur untuk mencapai tujuan penelitian. Langkah pertama dalam penelitian ini adalah mengumpulkan data harian *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan dari periode Januari 2014 hingga Agustus 2024. Data ini diunduh melalui *platform Fire Information for Resource Management System* (FIRMS) yang dikelola oleh NASA. Studi kasus dalam penelitian ini adalah kasus kebakaran hutan di Kabupaten Kubu Raya dan sekitarnya, Provinsi Kalimantan Barat, Indonesia. Langkah berikutnya adalah melakukan *preprocessing* data. Tahapan *preprocessing* data diawali dengan klasifikasi grid berdasarkan tiga ukuran, yaitu $0,50 \times 0,50$ derajat, $1,00 \times 1,00$ derajat, dan $1,25 \times 1,25$ derajat. Setelah itu, dilakukan *filter* bulanan untuk setiap grid. Data yang telah di-*filter* kemudian diproses lebih lanjut untuk setiap lokasi pada masing-masing grid dengan memilih nilai maksimum dari *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan sebagai

representasi data bulanan.

Setelah proses *preprocessing* data selesai, dilakukan analisis awal berupa deskripsi pola data menggunakan statistik deskriptif meliputi rata-rata, median, dan maksimum. Statistik ini bertujuan untuk memahami karakteristik data secara umum sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Tahapan selanjutnya adalah uji stasioneritas data. Uji ini dilakukan untuk memeriksa apakah data bersifat stasioner dalam varian dan rataan, sebagai prasyarat untuk melakukan analisis spasial-temporal. Setelah itu, dilakukan perhitungan matriks bobot spasial dengan menggunakan tiga jenis matriks bobot, yaitu matriks seragam (*uniform*), *queen contiguity*, dan *rook contiguity*. Matriks bobot ini digunakan untuk merepresentasikan hubungan spasial antar lokasi dalam analisis model GSTAR (1;1).

Langkah berikutnya adalah estimasi parameter model GSTAR (1;1) dengan menggunakan tiga kombinasi ukuran grid dan tiga jenis matriks bobot spasial. Model ini digunakan untuk menganalisis hubungan spasial dan temporal data *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan di Kubu Raya dan sekitarnya. Setelah parameter model diestimasi, dilakukan uji diagnostik untuk mengevaluasi kelayakan model. Uji diagnostik ini dilakukan dengan memeriksa apakah residual model memenuhi asumsi *white noise*, yaitu berdistribusi normal dan saling bebas (independen). Langkah terakhir adalah pemilihan kombinasi terbaik antara ukuran grid dan jenis matriks bobot spasial berdasarkan hasil uji diagnostik dan tingkat akurasi model. Kombinasi terbaik ini kemudian digunakan untuk melakukan prediksi *confidence level hotspot* kasus kebakaran hutan di Kubu Raya dan sekitarnya untuk bulan September, Oktober, November, dan Desember 2024. Langkah-langkah dalam penelitian ini disajikan dalam Gambar 1.1


Mulai
Data ruang waktu
Preprocessing data
Mengklasifikasi grid
Ukuran grid 0,50 × 0,50 derajat;
Ukuran grid 1,00 × 1,00 derajat ;
Ukuran grid 1,25 × 1,25 derajat
Filter data bulanan
Filter data bulanan untuk setiap lokasi
Memilih nilai maksimum untuk setiap lokasi
Data hasil *preprocessing*
Statistik deskriptif
A



Gambar 1.1 *Flowchart* Pemodelan GSTAR (1;1) dengan Tiga Kombinasi Grid dan Matriks Bobot Spasial