PEMODELAN *AIR QUALITY INDEX* (AQI) DENGAN MENGGUNAKAN MODEL *HYBRID* GSTAR-ANN
(Studi Kasus: Pontianak, Kubu Raya, Mempawah)

FAUZIAH
H1011221050

SKRIPSI

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2026

PEMODELAN *AIR QUALITY INDEX* (AQI) DENGAN MENGGUNAKAN MODEL *HYBRID* GSTAR-ANN
(Studi Kasus: Pontianak, Kubu Raya, Mempawah)

FAUZIAH
H1011221050

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

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2026

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Tugas Akhir	: Pemodelan *Air Quality Index* (AQI) Dengan Menggunakan Model *Hybrid* GSTAR-ANN (Studi Kasus: Pontianak, Kubu Raya, Mempawah)
Nama Mahasiswa	: Fauziah
NIM	: H1011221050
Program Studi/Jurusan	: Matematika/Matematika
Fakultas	: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Tanggal Lulus	: 17 Juni 2026
SK Pembimbing	: No. 3559/UN22.8/TD.06/2025 / 9 Oktober 2025
SK Penguji	: No. 2948/DST/UN22.8/DT.00.09/2026 / 9 Juni 2026

Dosen Pembimbing

Pembimbing I	Pembimbing II
Dr. Yundari, M.Sc.	Nur'ainul Miftahul Huda, M.Si.
NIP 198310202008001 2012	NIP 199411142020122014

Dosen Penguji

Ketua Penguji	Anggota Penguji
Yudhi, M.Si.	Asri Rahmawati, M.Mat.
NIP 198504072019031004	NIP 199509062024062001

Pimpinan Sidang	Sekretaris Sidang
Dr. Yundari, M.Sc.	Nur'ainul Miftahul Huda, M.Si.
NIP 198310202008001 2012	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	: Fauziah
NIM	: H1011221050
Program Studi/ Jurusan	: Matematika/Matematika
Fakultas	: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

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 pernyatan ini untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Pontianak, 14 Januari 2026



Fauziah
H1011221050

Pemodelan *Air Quality Index* (AQI) Dengan Menggunakan Model *Hybrid* GSTAR-ANN (Studi Kasus: Pontianak, Kubu Raya, Mempawah)

Abstrak

Kualitas udara merupakan komponen penting bagi kesehatan masyarakat, dengan *Air Quality Index* (AQI) sebagai standar untuk mengukur tingkat pencemaran udara serta potensi risiko kesehatan yang ditimbulkan. Fluktuasi AQI dipengaruhi oleh interaksi antarwilayah dan berbagai faktor, salah satunya adalah faktor meteorologi sehingga diperlukan pemodelan spasial-temporal yang mampu menangkap pola linier dan nonlinier secara simultan. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan AQI di Kota Pontianak, Kabupaten Kubu Raya, dan Kabupaten Mempawah menggunakan model *hybrid* GSTAR-ANN serta membandingkan kinerjanya dengan model GSTAR tunggal. Data yang digunakan adalah data harian AQI periode 1 Januari–31 Desember 2025. Model GSTAR(1,1) dipilih berdasarkan matriks bobot *inverse distance weight* dan identifikasi lag signifikan pada plot STACF dan STPACF untuk menangkap keterkaitan linier spasial-temporal antarwilayah. Selanjutnya, *Artificial Neural Network* (ANN) digunakan untuk memodelkan residual dari model GSTAR(1,1) yang bersifat nonlinier dengan arsitektur $5-1-1$, sehingga membentuk model *Hybrid* GSTAR(1,1)-ANN$(5-1-1)$ yang diharapkan dapat memprediksi AQI dengan lebih akurat. Hasil prediksi pada data *training* menunjukkan bahwa model *hybrid* memberikan peningkatan akurasi yang ditunjukkan dengan menurunnya nilai MAPE dari $2{,}30\%$ menjadi $0{,}60\%$, MASE dari $0{,}30$ menjadi $0{,}08$ dan RMSE dari $2{,}02$ menjadi $0{,}74$. Namun, pada data *testing*, model GSTAR tunggal menunjukkan kinerja yang lebih baik dengan MAPE sebesar $3{,}19\%$, MASE sebesar $0{,}45$ dan RMSE sebesar $2{,}49$ dibandingkan model *Hybrid* yang memiliki MAPE $6{,}81\%$, MASE $0{,}89$ dan RMSE $5{,}35$ penurunan ini diduga merupakan dampak dari *overfitting* ANN terhadap pola residual baru yang dipengaruhi oleh faktor musim.

Kata kunci: *Air Qualiti Index*, Spasial-Temporal, *Hybrid, Inverse Distance Weight*

Modeling the Air Quality Index (AQI) Using a Hybrid GSTAR-ANN Model (Case Study: Pontianak, Kubu Raya, Mempawah)

Abstract

Air quality is a crucial component of public health, with the Air Quality Index (AQI) serving as a standard indicator to measure air pollution levels and the associated potential health risks. Fluctuations in AQI are influenced by interregional interactions and various factors, one of which is meteorologil conditions; therefore, spatio-temporal modeling that can simultaneously capture linier and nonlinier patterns is required. This study aims to model AQI in Pontianak City, Kubu Raya Regency, and Mempawah Regency using a hybrid GSTAR–ANN model and to compare its performance with that of a single GSTAR model. The data used consist of daily AQI observations from 1 January to 31 December 2025. The GSTAR(1,1) model was constructed based on an inverse distance weight spatial weighting matrix and the identification of significant lags using STACF and STPACF plots to capture linier spatio-temporal interdependencies among regions. Subsequently, an Artificial Neural Network (ANN) was employed to model the nonlinier residuals of the GSTAR(1,1) model using a $(5-1-1)$ architecture, forming a Hybrid GSTAR(1,1)–ANN$(5-1-1)$ model expected to improve AQI prediction accuracy. The training results indicate that the hybrid model improves predictive performance, as evidenced by a reduction in MAPE from 2.30% to 0.60%, MASE from 0.30 to 0.08, and RMSE from 2.02 to 0.74. However, in the testing phase, the single GSTAR model demonstrates superior performance, with a MAPE of 3.19%, MASE of 0.45, and RMSE of 2.49, compared to the hybrid model, which yields a MAPE of 6.81%, MASE of 0.89, and RMSE of 5.35. This performance degradation is presumed to result from ANN overfitting to newly emerging residual patterns influenced by season factors.

Keywords: Air Qualiti Index, Spatio-Temporal, Hybrid, Inverse Distance Weight

PRAKATA

Puji dan syukur atas ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa karena berkat-Nya penulis dapat menyusun Tugas Akhir atau Skripsi yang judul "Pemodelan *Air Quality Index* (AQI) Dengan Menggunakan Model *Hybrid* GSTAR-ANN (Studi Kasus: Pontianak, Kubu Raya dan Mempawah)" dengan baik dan lancar. Tujuan disusunnya skripsi ini adalah sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana matematika pada Program Studi Matematika di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Tanjungpura.

Dalam penyusunan skripsi ini, penulis mengucapkan ucapan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah memberikan masukan, yaitu:

1. Kedua orang tua serta keluarga besar, yang telah mendoakan dan memberikan dukungan kepada penulis dalam penyusunan tugas akhir;
2. Ibu Dr. Yundari, M.Sc. selaku dosen pembimbing pertama dan Ibu Nur'ainul Miftahul Huda, M. Si selaku dosen pembimbing kedua yang telah memberikan bimbingan, arahan dan saran kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Yudhi, M.Si selaku dosen penguji pertama dan Ibu Asri Rahmawati, M.Mat selaku dosen penguji kedua yang senantiasa memberikan saran, kritik dan masukan untuk menyempurnakan skripsi ini
4. Teman-teman yang senantiasa setia mendengarkan keluh kesah, memberikan semangat, serta menemani penulis dalam melewati setiap proses pengerjaan skripsi ini, yaitu Pitut, Rayka, Yunda, Febi, Eka dan Syalva.
5. Ghina, Zuleha, Avifa, dan Khairunnis yang telah setia menemani perjalanan penulis sejak awal masa perkuliahan, serta senantiasa memberikan motivasi, dukungan, dan semangat yang tiada henti hingga penulis dapat menyelesaikan studi dan skripsi ini dengan baik
6. Teman-teman terdekat sejak masa sekolah Adinda, Aulia, Annisa, Angel dan Indah, yang tidak pernah berhenti memberikan doa, semangat, dan motivasi kepada penulis dari awal perkuliahan hingga selesainya Tugas Akhir ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun untuk penulisan skripsi ini. Semoga laporan ini memberikan dampak positif dan bermanfaat bagi pembaca. Demikian prakata yang dapat penulis sampaikan, atas perhatiannya penulis mengucapkan terima kasih

Pontianak, 14 Januari 2026



Fauziah

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN ..... **ii**
PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK ..... **iii**
ABSTRAK ..... **iv**
ABSTRACT ..... **v**
PRAKATA ..... **vi**
DAFTAR ISI ..... **vii**
DAFTAR GAMBAR ..... **ix**
DAFTAR TABEL ..... **x**
DAFTAR SIMBOL ..... **xi**
BAB I PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 3
1.3 Tujuan Penelitian 3
1.4 Batasan Masalah 3
1.5 Tinjauan Pustaka 4
1.6 Metodologi Penelitian 6
BAB II LANDASAN TEORI **9**
2.1 Analisis Deret Waktu 9
2.2 Stasioneritas 12
2.3 Model *Autoregressive* (AR) 15
2.4 Model *Vector Autoregressive* (VAR) 15
2.5 Model *Space-Time Autoregressive (STAR)* 15
2.5 Model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) 16
2.6 Matrik Bobot 17
2.6 Identifikasi Orde GSTAR 18
2.7 Estimasi Parameter 19
2.8 Uji Diagnostik 20

2.9 Uji Nonlinieritas 21
2.10 *Artificial Neural Network* (ANN) 22
2.11 Tingkat Akurasi Model 25
2.12 *Air Quality Index* (AQI) 27
BAB III MODEL *HYBRID* GSTAR-ANN 30
3.1 *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) (1,1) 30
3.2 *Artificial Neural Network* (ANN) Metode *Backpropogation* 32
3.3 *Hybrid* GSTAR-ANN 35
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 37
4.1 Eksplorasi Data 37
4.2 Uji Stasioneritas 40
4.3 Pembentukan Matriks Bobot 41
4.5 Estimasi Parameter 44
4.6 Uji Diagnostik 47
4.7 Uji Nonlinieritas 48
4.8 Pembentukan Model *Hybrid* GSTAR-ANN 49
4.9 Tingkat Akurasi Model 57
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 59
5.1 Kesmipulan 59
5.2 Saran 60
DAFTAR PUSTAKA 61
LAMPIRAN 65

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 *Flowchart* Untuk Membentuk Model *Hybrid* GSTAR-ANN 8
Gambar 2.1 Jenis-Jenis Plot Data Deret Waktu (a) Konstan (b) Tren (c) Musiman (d) Siklus 11
Gambar 2.2 Plot Data Stasioner dan Data Tidak Stasioner (a) Plot Data Stasioner (b) Plot Data Tidak Stasioner 14
Gambar 2.3 Arsitektur ANN 23
Gambar 2.4 Grafik Fungsi Sigmoid Biner 25
Gambar 3.1 Aristektur Metode *Backpropogation* 32
Gambar 4.1 Plot Pembagian Data AQI Tahun 2025 (a) Pontianak (b) Kubu Raya (c) Mempawah 40
Gambar 4.2 Jarak Antara Daerah (a) Kubu Raya & Mempawah (b) Mempawah & Pontianak (c) Pontianak & Kubu Raya 42
Gambar 4.3 Plot STACF dan STPACF Data *Training* 44
Gambar 4.4 Plot Perbandingan Data Aktual *Training* dengan Hasil Prediksi Model GSTAR(1,1) (a) Pontianak (b) Kubu Raya (c) Mempawah 46
Gambar 4.5 Plot ACF dan Q-Q Plot GSTAR (1,1) (a) Pontianak (b) Kubu Raya (c) Mempawah 48
Gambar 4.6 Plot STPACF Data Residual Model GSTAR (1,1) (a) Slag0 (b) Slag1 49
Gambar 4.7 Arsitektur ANN $(5-1-1)$ (a) Pontianak (b) Kubu Raya 52
Gambar 4.8 Plot Perbandingan Data Aktual *Training* dan Prediksi Model *Hybrid* GSTAR-ANN (a) Pontianak (b) Kubu Raya (c) Mempawah 55
Gambar 4.9 Plot ACF dan Q-Q Plot *Hybrid* GSTAR(1,1) - ANN(5-1-1) (a) Pontianak (b) Kubu Raya (c) Mempawah 57

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox 13
Tabel 2.2 Klasifikasi *Air Quality Index* (AQI) 29
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif AQI Dari 1 Januari 2025 hingga 31 Desember 2025 .. 38
Tabel 4.2 Hasil Transformasi Box-cox 40
Tabel 4.3 Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) 41
Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model GSTAR(1,1) 44
Tabel 4.5 Estimasi Paremter Ulang Model GSTAR(1,1) 45
Tabel 4.6 Evaluasi Kinerja Model GSTAR(1,1) 47
Tabel 4.7 Hasil Uji *Brock Dechert Scheinkman* (BDS) 48
Tabel 4.8 Parameter Pelatihan Model ANN 50
Tabel 4.9 Identifikasi Model ANN 50
Tabel 4.10 Evaluasi Kinerja Model *Hybrid* GSTAR(1,1)-ANN(5-1-1) 56
Tabel 4.11 Evaluasi Kinerja Model 58

DAFTAR SIMBOL

$Y(t)$	: nilai data deret waktu pada waktu ke-t
$Z(t)$	: nilai prediksi pada waktu ke-t
$Z_i(t)$	: nilai prediksi daerah ke-i pada waktu ke-t
ϕ_{p}	: parameter a*utoregressive* pada *lag* ke-p
$\epsilon(t)$	: residual pada waktu ke-t
$\boldsymbol{Y}(t)$	: vektor data deret waktu pada waktu ke-*t*
$\boldsymbol{\Phi}_p$	: matriks parameter a*utoregressive* pada *lag* ke-p
$\boldsymbol{\epsilon}(t)$	: vektor *error* pada waktu ke-*t*
k	: *lag* waktu ke-k ($k = 1, 2, 3, \dots, p$)
l	: *lag* waktu ke-l ($l = 1, 2, 3, \dots, \lambda_k$)
ϕ_{kl}	: parameter STAR pada *lag* waktu ke-k dan *lag* spasial ke-l
$\boldsymbol{W}^{(l)}$	: matriks bobot spasial untuk *lag* spasial ke-l berukuran ($N \times N$)
$\boldsymbol{\Phi_{kl}}$	: matriks parameter GSTAR pada *lag* waktu k dan l*ag* spasial l
w_{IJ}	: elemen matriks bobot spasial antara lokasi I dan lokasi J
d_{IJ}	: jarak antara lokasi I dan lokasi J
t_i	: Statistik Uji T
$\hat{\beta}_i$	: Estimasi parameter pada model
$SE(\hat{\beta}_i)$	: Standard *error* dari estimasi parameter
BDS	: Statistik uji BDS
ϵ	: Nilai toleransi pada uji BDS
m	: Nilai *embedding dimension*
$C_{\epsilon,m}$	: Integrasi korelasi
$Y(t)$	: nilai data deret waktu pada waktu ke-t
f^0	: fungsi aktivasi *neuron* pada *output layer*
v_j^0	: bobot *neuron* ke-*j* pada *hidden layer* yang menuju ke *output layer*

f_j^h : fungsi aktivasi *neuron* ke-*j* pada *hidden layer*

v_{ij}^h : bobot *neuron* ke-*i* pada *input layer* yang menuju *neuron* ke-*j* pada *hidden layer*

Y(t-i) : nilai data deret waktu pada waktu ke-$(t-i)$

b_j^h : bias pada *hidden layer*

b^0 : bias pada *output layer*

i : 1,2,3, ..., m

j : 1,2,3, ..., n

$Y(t)_{norm}$: nilai data deret waktu ternormalisasi pada waktu ke-t

$\max(Y)$: nilai maksimal data deret waktu

$\min(Y)$: nilai minimal data deret waktu

$Y(t)_{denorm}$: nilai data deret waktu terdenormalisasi pada waktu ke-t

b : banyaknya observasi

δ : *error* dalam iterasi ANN

α : learning rate

$Z^L(t)$: nilai prediksi linier pada waktu ke-*t*

$Z^N(t)$: nilai prediksi nonlinier pada waktu ke-*t*

$L(t)$: komponen linier ke-t

$N(t)$: komponen nonlinier ke-t

δ_j^h : sinyal *error* pada *neuron hidden* ke-*j*

δ_t^0 : sinyal *error* pada *neuron output* ke-*t*

z_in_j : sinyal *input* total ke *neuron hidden j* sebelum aktivasi

z_j^h : *output neuron hidden j* setelah aktivasi

Δv_{ij}^h : koreksi bobot *input hidden*

Δb_j^h : koreksi bias *hidden*

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kualitas udara merupakan indikator penting dalam menilai kondisi lingkungan dan kesehatan masyarakat. *Air Quality Index* (AQI) digunakan untuk menggambarkan tingkat pencemaran udara berdasarkan konsentrasi polutan utama yang berdampak langsung terhadap aktivitas dan kesehatan manusia. Nilai AQI yang bersifat fluktuatif serta dipengaruhi oleh berbagai faktor lingkungan menjadikan pemodelan dan prediksi nilai AQI sebagai aspek penting dalam upaya pengendalian pencemaran udara dan mitigasi risiko kesehatan (Liu & You, 2022).

Kalimantan Barat memiliki karakteristik lingkungan yang beragam. Kota Pontianak, Kabupaten Kubu Raya, dan Kabupaten Mempawah dipilih sebagai wilayah kajian karena berada dalam satu kawasan geografis yang saling berdekatan dan berada dalam sistem atmosfer regional yang relatif sama. Ketiga wilayah tersebut dipengaruhi oleh faktor meteorologis yang serupa, seperti pola angin, curah hujan, dan stabilitas atmosfer, sehingga memungkinkan terjadinya keterkaitan kualitas udara antarwilayah (Fortuna dkk., 2025; Munawar, dkk., 2025). Di sisi lain, masing-masing wilayah memiliki karakteristik sumber pencemar yang berbeda, mulai dari dominasi aktivitas perkotaan dan transportasi di Kota Pontianak (Rahmasari dkk., 2023), aktivitas berbasis lahan serta potensi kebakaran gambut di Kabupaten Kubu Raya, hingga pengaruh dinamika atmosfer pesisir di Kabupaten Mempawah. Perbedaan karakteristik tersebut menyebabkan dinamika AQI antarlokasi saling terkait namun menunjukkan pola yang berbeda (Ruqoyyah dkk., 2024).

Karakteristik AQI yang dipengaruhi oleh interaksi antarwilayah dan perubahan waktu menunjukkan bahwa data kualitas udara memiliki dimensi spasial dan temporal yang kuat. Nilai AQI di suatu wilayah tidak hanya ditentukan oleh kondisi lokal, tetapi juga dipengaruhi oleh kondisi wilayah di sekitarnya melalui pergerakan masa udara. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan pemodelan spasial-temporal yang mampu

menangkap ketergantungan antarwilayah dan dinamika waktu secara simultan (Palureng & Khalik, 2025).

Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) merupakan salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam (Nurlaili & Hendrasarie, 2025) pemodelan data spasial-temporal karena mampu menangkap ketergantungan waktu dan hubungan antarlokasi melalui matriks bobot spasial. Model ini efektif dalam merepresentasikan pola linier antarwilayah dan antarwaktu pada data kualitas udara (Kartikasari, 2020). Namun, dinamika AQI sering kali dipengaruhi oleh faktor lingkungan yang kompleks dan kejadian ekstrem, seperti kebakaran lahan dan perubahan kondisi meteorologis yang cepat, sehingga menghasilkan pola nonlinier yang tidak sepenuhnya dapat ditangkap oleh model linier (Faradila dkk., 2025).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut digunakan pendekatan *hybrid* dengan *Artificial Neural Network* (ANN). ANN memiliki kemampuan yang baik dalam memodelkan hubungan nonlinier dan pola kompleks pada data deret waktu. Penggabungan GSTAR dan ANN dalam model *Hybrid* GSTAR-ANN dilakukan dengan memanfaatkan keunggulan GSTAR dalam menangkap struktur spasial-temporal serta kemampuan ANN dalam memodelkan pola nonlinier yang tidak dapat dijelaskan oleh pendekatan linier (Faradila dkk., 2025; Mazayaniq dkk., 2024). Dengan demikian, model *Hybrid* GSTAR-ANN diharapkan mampu memberikan gambaran dinamika AQI dengan lebih baik.

Meskipun penelitian terkait pemodelan kualitas udara telah banyak dilakukan, tapi sebagian besar masih memisahkan pendekatan spasial-temporal dan nonlinier. Penelitian berbasis GSTAR umumnya berfokus pada hubungan linier, sedangkan penelitian berbasis ANN sering mengabaikan struktur spasial antarwilayah (Karlina dkk., 2014; Lestari dkk., 2025). Oleh karena itu, pemodelan AQI dengan pendekatan *Hybrid* GSTAR-ANN pada wilayah yang memiliki karakteristik lingkungan berbeda seperti Kota Pontianak, Kabupaten Kubu Raya, dan Kabupaten Mempawah menjadi penting untuk dilakukan.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini berfokus pada pemodelan AQI di Kota Pontianak, Kabupaten Kubu Raya, dan Kabupaten Mempawah menggunakan model *Hybrid* GSTAR-ANN untuk memperoleh model yang mampu menggambarkan hubungan spasial, temporal dan pola data linier serta nonlinier. Model yang dihasilkan diharapkan dapat memberikan informasi yang lebih akurat sebagai dasar perumusan langkah mitigasi dan pengelolaan kualitas udara yang lebih efektif, dengan analisis perbandingan model dilakukan sebagai pendukung evaluasi kinerja.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana memodelkan *Air Quality Index* (AQI) yang memiliki keterkaitan spasial-temporal di Kota Pontianak, Kabupaten Kubu Raya, dan Kabupaten Mempawah dengan menggunakan model *Hybrid Generalized Space Time Autoregressive–Artificial Neural Network* (GSTAR-ANN), serta bagaimana kinerja model GSTAR tunggal dibandingkan dengan *hybrid* GSTAR-ANN dalam menghasilkan prediksi AQI.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dipaparkan maka tujuan penelitian dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memodelkan AQI yang memiliki keterkaitan spasial-temporal di Kota Pontianak, Kabupaten Kubu Raya dan Kabupaten Mempawah menggunakan model *Hybrid* GSTAR-ANN.
2. Mengevaluasi kinerja model GSTAR tunggal dan model *Hybrid* GSTAR-ANN dalam menghasilkan prediksi AQI.

1.4 Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi pada penggunaan data harian *Air Quality Index* (AQI) periode 1 Januari hingga 31 Desember 2025 yang bersumber dari *website*

https://www.aqi.in/id sebagai variabel utama tanpa menganalisis masing-masing parameter pencemaran udara secara terpisah. Wilayah penelitian difokuskan pada Kota Pontianak, Kabupaten Kubu Raya dan Kabupaten Mempawah dengan mempertimbangkan keterkaitan spasial antarwilayah tersebut. Penelitian ini tidak memasukkan variabel meteorologi seperti suhu, kelembaban, curah hujan dan sebagainya ke dalam pemodelan.

Metode peramalan yang digunakan adalah model *Hybrid* GSTAR-ANN dengan batasan orde GSTAR(1,1) yang telah memenuhi kriteria penentuan orde. Pada tahap ANN digunakan dan 1 *neuron hidden* yang dipilih berdasarkan jumlah iterasi yang relatif sedikit dan nilai *error* yang lebih rendah. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi *sigmoid biner* karena mampu menangkap hubungan nonlinier secara sederhana dengan *output* yang stabil di antara 0 hingga 1.

1.5 Tinjauan Pustaka

Penelitian tentang prediksi penyebaran kasus COVID-19 di Pulau Jawa menggunakan model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) dilakukan oleh Wea (2024) yang bertujuan untuk memprediksi sebaran kasus COVID-19 di Pulau Jawa dengan mempertimbangkan enam provinsi sebagai unit spasial. Data yang digunakan adalah data harian jumlah kasus COVID-19 periode 18 Maret 2020 hingga 31 Maret 2022. Pada penelitian ini digunakan dua jenis matriks bobot, yaitu matriks invers jarak (*inverse distance weighting*) dan matriks *queen contiguity*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik yang diperoleh adalah model GSTAR (1,1) dengan matriks pembobotan *queen contiguity* yang menghasilkan nilai RMSE paling kecil. Selanjutnya, hasil peramalan total kasus COVID-19 pada periode 1 April 2022 hingga 7 April 2022 menunjukkan bahwa nilai hasil prediksi mendekati data aktual, baik secara visual melalui plot maupun melalui peta sebaran kasus di Pulau Jawa, sehingga model GSTAR dinilai mampu menggambarkan pola penyebaran COVID-19 secara spasial dan temporal dengan baik (Wea dkk., 2024).

Penelitian tentang peramalan inflasi menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) yang dilakukan oleh Wiranto (2023) menunjukkan bahwa metode *Backpropagation Neural Network* mampu mengatasi keterbatasan metode peramalan konvensional seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) yang mensyaratkan data stasioner. Penelitian ini menggunakan data inflasi bulanan periode Januari 2000 hingga Oktober 2022, dengan pembagian data 50% *training* dan 50% *testing* sebagai proporsi terbaik. Model terbaik diperoleh dengan fungsi aktivasi *sigmoid biner* dan arsitektur jaringan $12 - 21 - 1$ yang menghasilkan nilai MSE sebesar $0{,}00067535$ pada data *training* dan $0{,}0767$ pada data *testing*. Hasil peramalan menunjukkan bahwa inflasi tertinggi diperkirakan terjadi pada Oktober 2023 sebesar $0{,}5579$, sedangkan inflasi terendah diperkirakan terjadi pada Februari 2023 sebesar $0{,}203$, sehingga dapat disimpulkan bahwa ANN memiliki kinerja yang baik dalam memodelkan dan meramalkan pola inflasi (Wiranto dkk., 2023).

Studi komparatif model ARIMA, ANN dan *Hybrid* ARIMA-ANN untuk peramalan laju inflasi di Indonesia oleh Dzakirah (2025) bertujuan untuk membandingkan kinerja ketiga model tersebut dalam memodelkan dan meramalkan laju inflasi. Data yang digunakan adalah data laju inflasi bulanan *year-on-year* dari Januari 2012 hingga Desember 2023. Hasil penelitian ini menunjukkan bawah data *training* model *Hybrid* ARIMA-ANN memiliki nilai MAPE sebesar $18{,}73\%$ dan MASE sebesar $1{,}86$. Selanjutnya untuk data *testing* model terbaik yang diperoleh adalah model *Hybrid* ARIMA-ANN dengan nilai MAPE sebesar $17{,}95\%$ dan MASE sebesar $1{,}16$. Secara visual, hasil prediksi dan data aktual juga menunjukkan bahwa model *Hybrid* ARIMA-ANN lebih akurat menangkap pola perubahan inflasi di tahun 2012 hingga 2023 (Dzakirah dkk., 2025).

Studi mengenai peramalan Indeks Kualitas Udara (*Air Quality Index*/AQI) di Beijing menggunakan model ARIMA dan ANN yang dilakukan oleh Liu dan You (2022) menunjukkan bahwa AQI dipengaruhi oleh interaksi berbagai polutan udara dan

memiliki pola perubahan yang kompleks. Data yang digunakan adalah nilai AQI Beijing serta konsentrasi enam polutan utama selama periode 2019 hingga 2021. Analisis dilakukan dengan membangun sistem peramalan model ARIMA dan ANN dalam memodelkan pola perubahan AQI. Hasil penelitian menunjukkan bahwa $PM_{2,5}$, PM_{10}, dan O_3 memiliki pengaruh paling besar terhadap nilai AQI, serta kualitas udara di Beijing cenderung mengalami perbaikan meskipun masih menunjukkan pola musiman dengan tingkat pencemaran yang tinggi pada musim panas. Secara keseluruhan, kedua model memiliki kemampuan peramalan yang baik, namun model ANN menunjukkan kinerja peramalan yang lebih akurat dibandingkan dengan model ARIMA, sehingga dapat dijadikan sebagai dasar dalam perumusan kebijakan pengendalian pencemaran udara dan pengelolaan kualitas lingkungan (Liu & You, 2022).

1.6 Metodologi Penelitian

Penelitian ini berupa studi literatur yang dimulai dengan mempelajari konsep dari model GSTAR dan ANN lalu menggabungkannya dan membandingkan antara model GSTAR tunggal dengan model *Hybrid* GSTAR-ANN. Jenis data yang digunakan berasal dari *website https://www.aqi.in/id*. Data tersebut adalah data harian AQI di Kota Pontianak, Kabupaten Kubu Raya dan Kabupaten Mempawah dari 1 Januari hingga 31 Desember 2025.

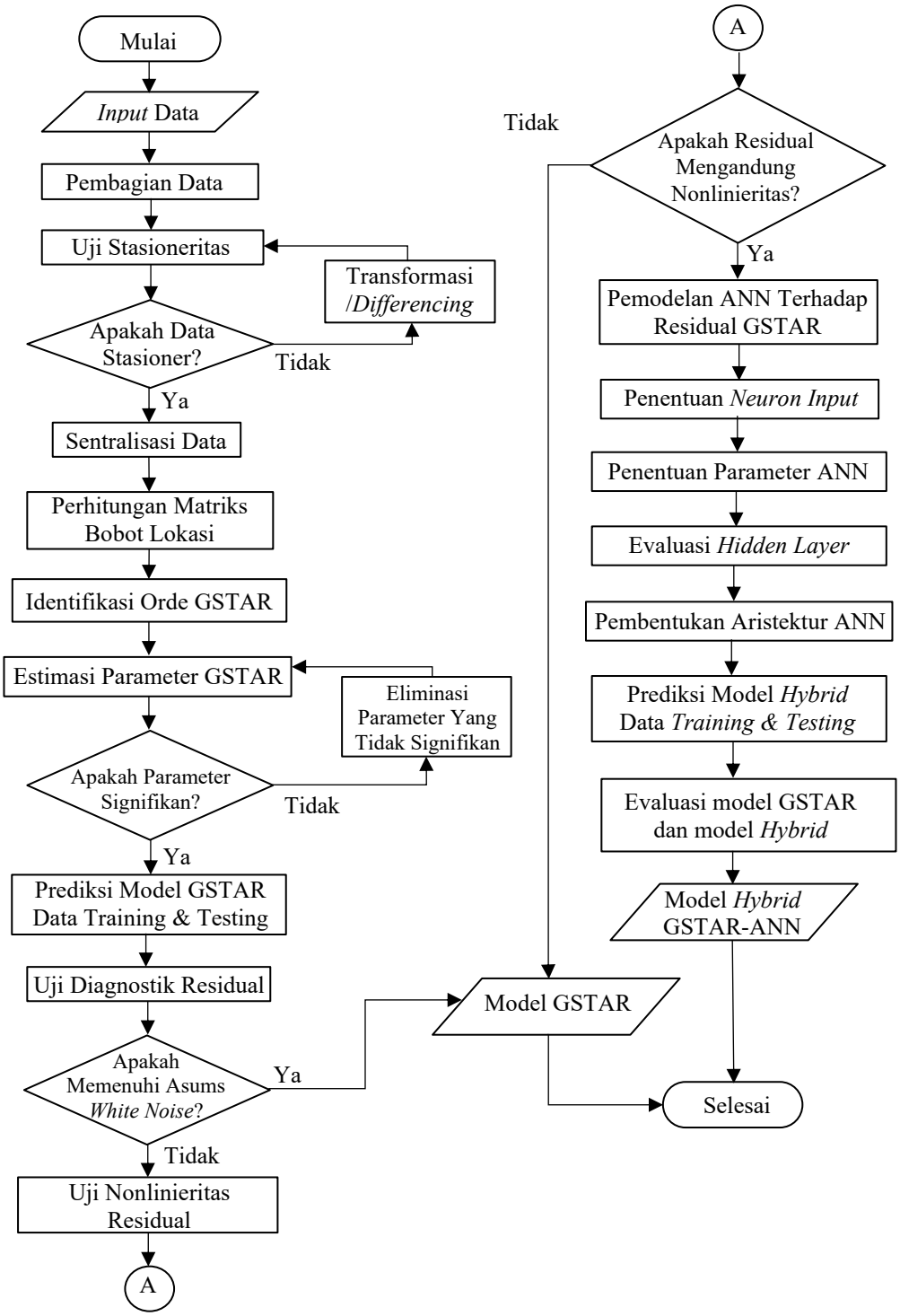
Penelitian ini dilakukan dengan bantuan *software* R Studio. Tahap awal penelitian adalah melakukan analisis statistik deskriptif untuk memperoleh gambaran umum dan karakteristik data. Selanjutnya, data dibagi menjadi 91,5% data *training* dan 8,5% data *testing*. Data *training* kemudian diuji stasioneritasnya, apabila data tidak stasioner dalam ragam maka dilakukan transformasi, sedangkan jika data tidak stasioner dalam rataan dilakukan *differencing*. Kemudian, jika data sudah stasioner dalam ragam dan rataan maka dilakukan sentralisasi terhadap data.

Tahap berikutnya adalah identifikasi dan pembentukan model GSTAR yang diawali dengan penyusunan matriks bobot spasial. Selanjutnya dilakukan analisis plot STACF dan STPACF untuk mengidentifikasi lag spasial dan temporal yang signifikan sebagai dasar penentuan struktur model GSTAR. Setelah struktur model ditentukan, dilakukan estimasi parameter model GSTAR dengan menggunakan pendekatan *Ordinary Least Square* (OLS). Apabila terdapat parameter yang tidak signifikan maka dilakukan estimasi ulang patameter dengan hanya mempertahankan parameter yang signifikan. Model GSTAR yang diperoleh kemudian diuji melalui uji asumsi residual (*white noise*).

Setelah uji asumsi residual, dilakukan uji nonlinier residual menggunakan uji BDS. Apabila residual tidak menunjukkan adanya nonlinieritas yang signifikan, maka model GSTAR dianggap telah memadai dan langsung dievaluasi kinerjanya. Sedangkan data yang menujukkan adanya nonlinieritas, maka dilakukan pengembangan model nonlinier menggunakan ANN. Pada tahap pemodelan ANN, penentuan *input neuron* didasarkan pada plot STPACF residual model GSTAR, yaitu dengan memilih lag yang signifikan sebagai *input neuron*. Selanjutnya dibangun beberapa arsitektur ANN dengan jumlah *neuron hidden* 1 sampai 10, *learning rate* sebesar 0,01, jumlah iterasi maksimal 5.000 dan fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Setiap arsitektur dievaluasi berdasarkan nilai *error* dan jumlah iterasi untuk menentukan arsitektur ANN terbaik.

Arsitektur ANN terbaik kemudian digunakan untuk melakukan prediksi residual GSTAR yang selanjutnya digabungkan dengan model GSTAR untuk membentuk model *hybrid* GSTAR-ANN. Model *hybrid* kemudian digunakan untuk melakukan prediksi data *testing*. Tahap akhir penelitian ini adalah membentuk model dan melakukan evaluasi kinerja model menggunakan ukuran akurasi peramalan MAPE, MASE dan RMSE untuk menentukan model terbaik.

Tahap-tahap dalam pemodelan AQI menggunakan Model *Hybrid* GSTAR-ANN terlampir pada Gambar 1.1:



Gambar 1. 1 *Flowchart* Untuk Membentuk Model *Hybrid* GSTAR-ANN