

## Peramalan Inflasi Kota di Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode *Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)*

Eka Nada Ramadanti \*, Teti Sofia Yanti

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

ekanadaramadantii@gmail.com, tetisofiyanti@unisba.ac.id

**Abstract.** One of the economic challenges that is currently a concern is inflation. Inflation is a continuous increase in the prices of goods and services over a certain period of time. Rising prices cause the value of money to decline, thereby reducing people's purchasing power. West Java Province is a strategic region that includes seven major cities, Bandung, Bekasi, Bogor, Cirebon, Depok, Sukabumi, and Tasikmalaya. Inflation can be controlled through targeted policies. In this case, statistical methods are important for generating forecasts. One relevant method is the Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR) model, which allows the use of different parameters for each location. The GSTAR model is a statistical approach used for forecasting and time series analysis. The GSTAR model is effective in determining the autoregressive order ( $p$ ), as it assumes that the autoregressive parameter ( $p$ ) differs in each location. The results of this study obtained the best GSTAR model (3,1) with different location weights. Bogor uses inverse distance location weights, Sukabumi uses uniform location weights, Bandung uses uniform location weights, Cirebon uses uniform location weights, Bekasi uses inverse distance location weights, Depok uses inverse distance location weights, and Tasikmalaya uses inverse distance location weights taken based on the smallest MSE value.

**Keywords:** *Inflation, GSTAR, West Java.*

**Abstrak.** Salah satu tantangan ekonomi yang menjadi perhatian saat ini adalah inflasi. Inflasi adalah kenaikan harga barang dan jasa yang terus menerus dalam suatu periode waktu tertentu. Kenaikan harga menyebabkan nilai uang menurun, sehingga daya beli masyarakat juga menurun. Provinsi Jawa Barat merupakan salah satu wilayah strategis yang mencakup tujuh kota utama yaitu Bandung, Bekasi, Bogor, Cirebon, Depok, Sukabumi, dan Tasikmalaya. Inflasi bisa dikendalikan melalui kebijakan tepat sasaran. Dalam hal ini, metode statistik penting untuk menghasilkan peramalan. Salah satu metode yang relevan adalah model Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR) yang memungkinkan penggunaan parameter berbeda untuk setiap lokasi. Model GSTAR merupakan pendekatan statistik yang digunakan untuk peramalan dan analisis deret waktu yang melibatkan unsur lokasi dan waktu. Model GSTAR efektif dalam menentukan ordo autoregressive ( $p$ ), karena mengasumsikan bahwa parameter autoregressive ( $p$ ) berbeda di setiap lokasi. Hasil dari penelitian ini diperoleh model terbaik GSTAR (3,1) dengan bobot lokasi yang berbeda. Kota Bogor menggunakan bobot lokasi invers jarak, Kota Sukabumi menggunakan bobot lokasi seragam, Kota Bandung menggunakan bobot lokasi seragam, Kota Cirebon menggunakan bobot lokasi seragam, Kota Bekasi menggunakan bobot lokasi invers jarak, Kota Depok menggunakan bobot lokasi invers jarak, dan Kota Tasikmalaya menggunakan bobot lokasi invers jarak yang diambil berdasarkan nilai MSE terkecil.

**Kata Kunci:** *Inflasi, GSTAR, Jawa Barat.*

## A. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara kepulauan dengan jumlah penduduk yang sangat besar. Pertumbuhan penduduk yang terus meningkat dari waktu ke waktu dapat menimbulkan tantangan serius dalam pembangunan, terutama apabila tidak diimbangi dengan peningkatan kesejahteraan masyarakat (Risyda et al., 2025). Salah satu tantangan ekonomi yang menonjol dan menjadi perhatian utama pemerintah saat ini adalah inflasi. Inflasi tidak hanya mencerminkan kestabilan ekonomi, tetapi juga berpengaruh langsung terhadap daya beli dan kesejahteraan masyarakat secara luas (Sekarsari et al., 2024).

Sebagai fenomena ekonomi yang tidak dapat dihilangkan sepenuhnya, inflasi hanya bisa dikendalikan melalui kebijakan yang tepat sasaran. Agar kebijakan yang diambil lebih efektif, diperlukan dukungan data dan model prediktif yang mampu memperkirakan perkembangan inflasi di masa mendatang. Dalam hal ini, pemanfaatan metode statistik menjadi sangat penting untuk menghasilkan peramalan yang akurat dan informatif bagi pengambil kebijakan (Prihadyatama et al., 2022).

Perkembangan analisis statistik, khususnya pada deret waktu (*time series*), kini telah memasuki dimensi spasial. Artinya, pemodelan tidak hanya memperhitungkan keterkaitan data berdasarkan waktu, tetapi juga mempertimbangkan pengaruh antar lokasi. Pendekatan ini menjadi sangat relevan mengingat realitas sosial ekonomi antar wilayah yang saling berinteraksi satu sama lain (Handayani et al., 2018). Provinsi Jawa Barat merupakan salah satu wilayah yang strategis dalam konteks ini karena mencakup tujuh kota utama yaitu Bandung, Bekasi, Bogor, Cirebon, Depok, Sukabumi, dan Tasikmalaya yang secara rutin menjadi kontributor penting dalam pembentukan angka inflasi nasional (Abdia et al., 2025). Oleh karena itu, peramalan inflasi di tingkat kota di Jawa Barat menjadi langkah awal yang signifikan dalam mendukung kebijakan nasional.

Model yang lazim digunakan dalam peramalan inflasi adalah model deret waktu, yang memperhatikan pola data masa lalu dalam interval yang konsisten seperti bulanan atau tahunan (Abdia et al., 2025). Salah satu model yang cukup populer dalam pendekatan spasial temporal adalah *Space Time Autoregressive* (STAR) yang diperkenalkan oleh Pfeifer dan Deutsch pada 1980. Model ini memanfaatkan informasi dari beberapa lokasi untuk memperkirakan nilai pada satu titik lokasi dan waktu tertentu. Namun, kelemahan dari model STAR terletak pada asumsi parameter spasial-temporal yang seragam di semua lokasi, padahal kondisi antarwilayah sering kali tidak identik. Untuk menjawab keterbatasan tersebut, Ruchjana (2002) mengembangkan model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) yang memungkinkan penggunaan parameter berbeda untuk masing-masing lokasi, sehingga memberikan fleksibilitas dan akurasi yang lebih baik (Handayani et al., 2018).

Melihat pentingnya prediksi inflasi daerah sebagai dasar pengambilan keputusan fiskal dan moneter, serta mempertimbangkan keunggulan model GSTAR dalam memperhitungkan keterkaitan spasial dan temporal, maka penelitian ini bertujuan untuk meramalkan inflasi kota di Provinsi Jawa Barat menggunakan metode GSTAR dengan menggunakan data inflasi kota di Provinsi Jawa Barat Bulan Januari 2015 – April 2025. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan model peramalan yang lebih akurat dan aplikatif untuk mendukung kebijakan ekonomi berbasis data di tingkat daerah maupun nasional (Hybrid et al., 2024).

## B. Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder, yaitu data *time series* inflasi bulanan untuk masing-masing kota di Jawa Barat selama periode waktu Januari 2015 hingga April 2025 yang dinyatakan dalam persentase. Sumber data diperoleh dari website Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat.

### Model GSTAR

Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) merupakan pendekatan statistik yang melibatkan unsur lokasi dan waktu yang digunakan untuk peramalan analisis data deret waktu. Model GSTAR merupakan perluasan dari model *Space Time Autoregressive* (STAR) yang diperkenalkan oleh Pfeifer dan Deutsch pada tahun 1980, namun kelemahan pada model STAR ada pada fleksibilitas parameter yang menjelaskan keterkaitan lokasi dan waktu yang berbeda pada data space time (Prisandy & Suhartono, 2008). Model STAR mengasumsikan bahwa parameter *autoregressive* ( $p$ ) bersifat homogen untuk setiap lokasi. Oleh karena itu, model STAR diperbaiki oleh Borovkova, Lopuhaä, dan Ruchjana (2002) melalui model GSTAR yang lebih efektif dalam menentukan ordo

*autoregressive* ( $p$ ), karena mengasumsikan bahwa parameter *autoregressive* ( $p$ ) berbeda di setiap lokasi, sehingga cocok digunakan untuk diterapkan pada lokasi yang bersifat heterogen.

Model GSTAR dengan orde *autoregressive*  $p$  dan ordo spasial  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ , dinotasikan dengan GSTAR ( $p; \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ ) didefinisikan dengan menggunakan perumusan sebagai berikut (Ingriela et al., 2021):

$$Z_n(t) = \sum_{s=1}^p [\phi_{s0} + \sum_{k=1}^{\lambda_s} \phi_{sk} W^{(k)}] Z_{(t-s)} + \varepsilon_{(t)} \quad \dots(1)$$

Dimana,  $Z_n(t)$  merupakan vektor pengamatan pada waktu ke- $t$  lokasi ke- $n$  yang berukuran ( $n \times 1$ ),  $\phi_{s0}$  merupakan matriks diagonal parameter *autoregressive*,  $s = 1, 2, \dots, p$  dengan  $\phi_{s0} = \text{diag}(\phi_{s0}^1, \dots, \phi_{s0}^n)$ ,  $\phi_{sk}$  merupakan matriks diagonal parameter spasial regresi  $k = 1, 2, \dots, \lambda$  dengan  $\phi_{sk} = \text{diag}(\phi_{sk}^1, \dots, \phi_{sk}^n)$ .  $W^{(k)}$  merupakan matriks pembobot spasial atau ruang yang berukuran ( $n \times n$ ) dengan nilai pembobot yang terpilih agar memenuhi syarat,  $w_{ji}^k = 0$  dan  $\sum_{i \neq j} w_{ji}^k = 1; i = 1, 2, \dots, n$ . dan  $\varepsilon_{(t)}$  merupakan ukuran vektor error *white noise*.

### Bobot Lokasi pada Model GSTAR

Bobot lokasi dikatakan baik jika membentuk model dengan kesalahan prediksi yang kecil. Syarat yang harus dipenuhi dalam menentukan nilai pembobot adalah  $w_{ji}^k = 0$  dan  $\sum_{i \neq j} w_{ji}^k = 1; i = 1, 2, \dots, N$  (Sari, 2021). Menurut Suhartono dan Atok (2006) terdapat beberapa cara untuk menentukan bobot lokasi pada pemodelan model GSTAR yaitu bobot lokasi seragam dan bobot lokasi invers jarak. Bobot lokasi seragam yang dapat didefinisikan dalam persamaan:

$$W_{ij} = \frac{1}{n_i}, \quad \dots(2)$$

dimana  $n_i$  merupakan banyaknya lokasi yang berdekatan dengan lokasi  $i$ . Dengan begitu, bobot lokasi seragam dapat didefinisikan sebagai pembobot yang dihitung berdasarkan jumlah lokasi yang berdekatan dengan  $i$ . Bobot lokasi seragam memberikan nilai yang sama untuk setiap lokasi. Oleh karena itu, bobot lokasi seragam sering digunakan untuk data dengan jarak yang homogen antar lokasi (Anggraeni, Prahutama, & Andari, 2013).

Bobot invers jarak mengacu pada jarak antar lokasi yang sebenarnya. Jarak yang digunakan dapat diambil dari jarak antara titik tengah masing-masing lokasi. Secara matematis, bobot invers jarak antara kota ke- $i$  dan kota ke- $j$  dirumuskan sebagai berikut:

$$W_{ij} = \frac{\frac{1}{d_{ij}}}{\sum_{j=1}^n \frac{1}{d_{ij}}} \quad \dots(3)$$

dengan,

$d_{ij}$  : jarak euclidean antara kota ke- $i$  dan kota ke- $j$

$$d_{ij} = \sqrt{[(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2]} \quad \dots(4)$$

$W_{ij}$  : bobot pengaruh spasial dari kota ke- $j$  terhadap kota ke- $i$ ,

$\sum W_{ij}$  : bernilai 1, artinya bobot dinormalisasi agar total bobot per baris tetap 1.

### Estimasi Parameter pada Model GSTAR

Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) juga dapat dinyatakan sebagai suatu model linear, sehingga penaksiran parameter *autoregressive* model GSTAR dapat dilakukan menggunakan metode kuadrat terkecil atau metode *Ordinary Least Square* (OLS) dengan meminimumkan jumlah kuadrat sisaannya. Misalkan terdapat model GSTAR (1,1), maka model GSTAR dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_i(t) = \sum_{s=1}^p \phi_{s0} Z_i(t-s) + \sum_{s=1}^p \sum_{k=1}^{\lambda_s} \phi_{sk} W_{ij}^k Z_{ij}(t-s) + e_i \quad \dots(5)$$

dimana  $Z_i(t)$  merupakan nilai pengamatan pada waktu ke- $t$  dengan ukuran  $n \times 1$ ,  $\Phi_{s0}$  merupakan matriks diagonal parameter *autoregressive*,  $\Phi_{sk}$  merupakan matriks diagonal parameter spasial,  $W_k$  merupakan matriks bobot dengan ukuran  $(n \times n)$ , dan  $e_i$  merupakan *residual* berukuran  $(n \times 1)$  (Andriyani et al., 2018).

### Pemilihan Lag Optimal

Pemilihan orde spasial model GSTAR biasanya dibatasi pada orde spasial 1 karena orde yang lebih tinggi akan sulit untuk diinterpretasikan (Dan et al., 2018). Ukuran yang menjadi dasar penentuan panjang *lag* yang optimal dilakukan dengan cara menggunakan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). Nilai AIC merupakan nilai yang digunakan sebagai ukuran kualitas model. Penentuan orde model terbaik GSTAR dapat dilihat dari nilai AIC yang terkecil pada berbagai *lag* (Handayani et al., 2018). Menurut (Tsay, 2005), nilai AIC dapat ditentukan dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$AIC = \ln\left(\frac{JKS}{n}\right) + \frac{2k^2}{n} \quad \dots(6)$$

Dengan JKS adalah jumlah kuadrat sisaan,  $n$  adalah banyaknya data, dan  $k$  adalah jumlah parameter model

## C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

### Analisis Deskriptif

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data inflasi bulanan dari tujuh kota di Provinsi Jawa Barat selama periode Januari 2015 hingga April 2025. Ketujuh kota tersebut mencakup Kota Bogor, Kota Sukabumi, Kota Bandung, Kota Cirebon, Kota Bekasi, Kota Depok, dan Kota Tasikmalaya. Data diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat.

**Tabel 1.** Statistik Deskriptif Inflasi Bulanan Tujuh Kota di Jawa Barat (2015–2025).

| Kota               | Minimal | Kuartil 1 | Nilai Tengah | Rata-Rata | Kuartil 3 | Maksimal |
|--------------------|---------|-----------|--------------|-----------|-----------|----------|
| <b>Bogor</b>       | -0,19   | 2,48      | 3,60         | 3,57      | 4,48      | 6,59     |
| <b>Sukabumi</b>    | 0,78    | 2,17      | 2,80         | 3,15      | 4,00      | 6,79     |
| <b>Bandung</b>     | -0,50   | 1,99      | 3,26         | 3,31      | 3,88      | 7,51     |
| <b>Cirebon</b>     | -1,03   | 1,58      | 2,35         | 2,73      | 4,01      | 6,22     |
| <b>Bekasi</b>      | 0,11    | 2,41      | 3,33         | 3,44      | 4,16      | 6,60     |
| <b>Depok</b>       | -0,32   | 2,12      | 3,14         | 3,22      | 4,00      | 6,68     |
| <b>Tasikmalaya</b> | -0,01   | 1,69      | 2,88         | 3,13      | 4,13      | 6,79     |

Tabel 1 merupakan statistik deskriptif data yang menjelaskan secara singkat data inflasi bulanan di masing-masing kota di Provinsi Jawa Barat. Berdasarkan tabel diperoleh nilai minimum dari tujuh kota di Provinsi Jawa Barat adalah kota Cirebon dengan nilai -1,03 sedangkan nilai maksimum adalah kota Bandung dengan nilai 7,51.

### Uji Stasioneritas dalam Rata-Rata

Uji stasioneritas dalam rata-rata dapat diuji dengan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Tabel berikut menyajikan ringkasan hasil uji ADF.

**Tabel 2.** Hasil Uji Stasioneritas Inflasi Bulanan per Kota di Jawa Barat.

| Kota            | Statistik ADF | p-value | Kesimpulan      |
|-----------------|---------------|---------|-----------------|
| <b>Bogor</b>    | -2,8854       | 0,2087  | Tidak Stasioner |
| <b>Sukabumi</b> | -2,9362       | 0,1876  | Tidak Stasioner |
| <b>Bandung</b>  | -3,0068       | 0,1582  | Tidak Stasioner |
| <b>Cirebon</b>  | -2,3001       | 0,4519  | Tidak Stasioner |
| <b>Bekasi</b>   | -3,3336       | 0,0689  | Tidak Stasioner |
| <b>Depok</b>    | -2,8498       | 0,2234  | Tidak Stasioner |

| Kota        | Statistik ADF | p-value | Kesimpulan      |
|-------------|---------------|---------|-----------------|
| Tasikmalaya | -2,7132       | 0,2802  | Tidak Stasioner |

Ket :  $\alpha = 5\%$

Berdasarkan hasil uji ADF dapat disimpulkan bahwa seluruh nilai *p-value* lebih besar dari 0,05, sehingga dapat disimpulkan bahwa hipotesis nol ( $H_0$ ) diterima yang berarti bahwa data yang diteliti tidak stasioner dalam rata-rata. Dengan demikian, semua data inflasi belum stasioner pada level aslinya sehingga perlu dilakukan transformasi data melalui proses *differencing*. Setelah dilakukan proses *differencing*, uji ADF dapat dilakukan kembali. Berikut hasil uji ADF setelah dilakukan proses *differencing* data.

**Tabel 3.** Hasil Uji Stasioneritas Inflasi Bulanan per Kota Setelah Proses *Differencing*.

| Kota        | Statistik ADF | p-value | Kesimpulan |
|-------------|---------------|---------|------------|
| Bogor       | -4,3679       | 0,010*  | Stasioner  |
| Sukabumi    | -3,9296       | 0,015*  | Stasioner  |
| Bandung     | -4,8011       | 0,010*  | Stasioner  |
| Cirebon     | -3,7885       | 0,021*  | Stasioner  |
| Bekasi      | -4,2093       | 0,010*  | Stasioner  |
| Depok       | -4,2830       | 0,010*  | Stasioner  |
| Tasikmalaya | -3,5003       | 0,045*  | Stasioner  |

\*) signifikan pada  $\alpha = 5\%$

Berdasarkan hasil uji ADF setelah proses *differencing* dapat disimpulkan bahwa seluruh nilai *p-value* lebih kecil dari 0,05, sehingga dapat disimpulkan bahwa hipotesis nol ( $H_0$ ) ditolak yang berarti bahwa data yang diteliti stasioner dalam rata-rata.

### Uji Stasioneritas dalam Varians

Selain stasioneritas terhadap rata-rata, dilakukan estimasi transformasi *Box-Cox* untuk melihat apakah data stasioner dalam varians atau tidak. Parameter transformasi dapat diestimasi berdasarkan nilai parameter lambda ( $\lambda$ ). Estimasi parameter pada masing-masing kota diperoleh sebagai berikut.

**Tabel 4.** Estimasi Parameter *Box-Cox* per Kota.

| Kota        | Estimasi Lambda ( $\lambda$ ) | Rekomendasi Transformasi |
|-------------|-------------------------------|--------------------------|
| Bogor       | 1,109                         | Tidak perlu transformasi |
| Sukabumi    | 0,922                         | Tidak perlu transformasi |
| Bandung     | 1,165                         | Tidak perlu transformasi |
| Cirebon     | 0,815                         | Tidak perlu transformasi |
| Bekasi      | 1,220                         | Tidak perlu transformasi |
| Depok       | 1,015                         | Tidak perlu transformasi |
| Tasikmalaya | 0,854                         | Tidak perlu transformasi |

Berdasarkan hasil estimasi parameter lambda dapat disimpulkan bahwa data stasioner dalam varians sehingga tidak perlu dilakukan proses transformasi.

Dengan dilakukannya dua tahap uji stasioneritas baik dalam rata-rata maupun dalam varians, maka dapat disimpulkan bahwa seluruh data telah memenuhi asumsi dasar stasioneritas yang diperlukan untuk membangun model GSTAR secara valid.

### Model GSTAR Berdasarkan Bobot Lokasi Seragam

Bobot seragam merupakan salah satu pendekatan dalam menentukan pengaruh spasial antar lokasi dalam model GSTAR. Pendekatan ini digunakan ketika tidak ada informasi jarak atau tingkat keterkaitan khusus antar lokasi, sehingga diasumsikan bahwa setiap kota yang terhubung memberikan pengaruh yang sama besar terhadap kota target.

Dalam konteks penelitian ini, bobot seragam digunakan untuk merepresentasikan keterkaitan spasial antara tujuh kota di Provinsi Jawa Barat. Karena setiap kota diasumsikan saling memengaruhi secara merata (kecuali dirinya sendiri). Dengan demikian, seluruh elemen diagonal dalam matriks bobot seragam adalah nol, dan setiap baris memiliki jumlah total bobot tetap sebesar 1. Dengan  $n = 7$ , maka setiap elemen non-diagonal dalam matriks bobot seragam menjadi (Statistika et al., 2022):

$$W_{ij} = \frac{1}{6} \approx 0,167$$

**Tabel 5.** Matriks Bobot Seragam Antar Kota.

| Kota               | Bogor | Sukabumi | Bandung | Cirebon | Bekasi | Depok | Tasikmalaya |
|--------------------|-------|----------|---------|---------|--------|-------|-------------|
| <b>Bogor</b>       | 0     | 0,167    | 0,167   | 0,167   | 0,167  | 0,167 | 0,167       |
| <b>Sukabumi</b>    | 0,167 | 0        | 0,167   | 0,167   | 0,167  | 0,167 | 0,167       |
| <b>Bandung</b>     | 0,167 | 0,167    | 0       | 0,167   | 0,167  | 0,167 | 0,167       |
| <b>Cirebon</b>     | 0,167 | 0,167    | 0,167   | 0       | 0,167  | 0,167 | 0,167       |
| <b>Bekasi</b>      | 0,167 | 0,167    | 0,167   | 0,167   | 0      | 0,167 | 0,167       |
| <b>Depok</b>       | 0,167 | 0,167    | 0,167   | 0,167   | 0,167  | 0     | 0,167       |
| <b>Tasikmalaya</b> | 0,167 | 0,167    | 0,167   | 0,167   | 0,167  | 0,167 | 0           |

Bobot ini selanjutnya digunakan untuk menghitung spasial lag dalam model GSTAR.

#### Model GSTAR Berdasarkan Bobot Lokasi Invers Jarak

Berbeda dengan bobot seragam yang mengasumsikan pengaruh yang sama dari setiap kota, bobot invers jarak mempertimbangkan jarak geografis antar kota sebagai faktor pembobot pengaruh spasial. Prinsip dasar dari pendekatan ini adalah bahwa semakin jauh suatu kota dari kota lainnya, maka pengaruh spasialnya akan semakin kecil, dan sebaliknya, pengaruh spasial lebih besar datang dari kota yang berdekatan.

Dalam penelitian ini, jarak antar kota dihitung berdasarkan koordinat geografis (*latitude* dan *longitude*) pusat administratif masing-masing kota. Perhitungan bobot menggunakan jarak Euclidean terhadap variabel *latitude* dan *longitude*. Berikut adalah matriks bobot invers jarak antar kota.

**Tabel 6.** Matriks Bobot Invers Jarak Antar Kota (Terstandarisasi Baris).

| Kota               | Bogor   | Sukabumi | Bandung | Cirebon | Bekasi  | Depok   | Tasikmalaya |
|--------------------|---------|----------|---------|---------|---------|---------|-------------|
| <b>Bogor</b>       | 0       | 0,18671  | 0,17379 | 0,13752 | 0,17378 | 0,17926 | 0,14894     |
| <b>Sukabumi</b>    | 0,16645 | 0        | 0,17743 | 0,16262 | 0,16432 | 0,16175 | 0,17173     |
| <b>Bandung</b>     | 0,15878 | 0,16132  | 0       | 0,14068 | 0,16126 | 0,15727 | 0,18393     |
| <b>Cirebon</b>     | 0,18567 | 0,17514  | 0,16701 | 0       | 0,19022 | 0,19027 | 0,14119     |
| <b>Bekasi</b>      | 0,19285 | 0,18021  | 0,16442 | 0,13416 | 0       | 0,15549 | 0,13815     |
| <b>Depok</b>       | 0,15890 | 0,16494  | 0,18107 | 0,18218 | 0,15741 | 0       | 0,14894     |
| <b>Tasikmalaya</b> | 0,18671 | 0,17313  | 0,17379 | 0,13752 | 0,17378 | 0,17926 | 0           |

Model dengan bobot invers jarak dinilai lebih realistis dalam merepresentasikan dinamika spasial geografis antar kota karena mempertimbangkan faktor kedekatan lokasi, sedangkan bobot seragam cocok digunakan sebagai model dasar pembandingan dalam studi spasial.

#### Penentuan Lag Optimal Menggunakan Kriteria AIC

Pemilihan orde waktu pada model GSTAR dapat dilakukan dengan melalui perbandingan AIC. Orde optimal ditentukan berdasarkan nilai terkecil dari *Akaike's Information Criterion* (AIC). Hasil seleksi lag ditunjukkan dalam Tabel 7 berikut:

**Tabel 7.** Nilai AIC untuk Pemilihan Orde Lag.

| <b>Bobot Lokasi Seragam</b><br><b>Lag ke-</b> | <b>AIC</b>      | <b>Bobot Lokasi Invers</b><br><b>Jarak Lag ke-</b> | <b>AIC</b>      |
|-----------------------------------------------|-----------------|----------------------------------------------------|-----------------|
| 1                                             | 1338,139        | 1                                                  | 1338.081        |
| 2                                             | 1330,137        | 2                                                  | 1329,444        |
| 3                                             | <b>1317,269</b> | 3                                                  | <b>1316,576</b> |

Catatan: Nilai AIC terendah ditandai tebal sebagai lag optimal.

Berdasarkan Tabel 7, nilai AIC terkecil diperoleh pada lag ke-3 baik menggunakan bobot lokasi seragam maupun menggunakan bobot lokasi invers jarak. Sehingga ditetapkan bahwa orde waktu yang optimal pada peramalan inflasi kota di Jawa Barat adalah GSTAR (3,1).

### Uji Kelayakan Model

Pada tahap ini dilakukan uji kelayakan model GSTAR yang telah dibangun dengan menggunakan *Ljung-Box Test* terhadap *residual* model. Uji ini bertujuan untuk memastikan bahwa *residual* model tidak menunjukkan autokorelasi, sehingga dapat dikatakan *residual* bersifat *white noise*. *Residual white noise* menunjukkan bahwa model sudah mampu menangkap pola data dengan baik dan tidak ada pola sistematis yang tersisa pada *residual*.

Uji *Ljung-Box* dilakukan pada *residual* model GSTAR untuk masing-masing kota dan untuk kedua jenis bobot lokasi, yaitu bobot seragam dan bobot invers jarak model GSTAR (3,1).

**Tabel 8.** Hasil Uji *Ljung-Box Residual* Model GSTAR per Kota.

| <b>Kota</b>        | <b>P-Value Ljung-Box (Bobot Seragam)</b> | <b>P-Value Ljung-Box (Bobot Invers Jarak)</b> |
|--------------------|------------------------------------------|-----------------------------------------------|
| <b>Bogor</b>       | 0.7812*                                  | 0.7815*                                       |
| <b>Sukabumi</b>    | 0.8699*                                  | 0.8755*                                       |
| <b>Bandung</b>     | 0.6576*                                  | 0.6543*                                       |
| <b>Cirebon</b>     | 0.8901*                                  | 0.8860*                                       |
| <b>Bekasi</b>      | 0.8362*                                  | 0.8377*                                       |
| <b>Depok</b>       | 0.8979*                                  | 0.8941*                                       |
| <b>Tasikmalaya</b> | 0.9791*                                  | 0.9807*                                       |

\*) signifikan pada  $\alpha = 5\%$

Hasil uji *Ljung-Box* menunjukkan bahwa seluruh nilai *p-value* untuk kedua jenis bobot lokasi pada semua kota lebih besar dari 0,05. Dengan demikian, gagal tolak hipotesis nol yang berarti bahwa *residual* model bersifat *white noise*. Hal ini mengindikasikan bahwa model GSTAR yang dibangun layak dan telah mampu menangkap pola dinamis data inflasi bulanan di setiap kota tanpa meninggalkan autokorelasi yang signifikan dalam residualnya.

Oleh karena itu, model GSTAR (3,1) dengan bobot seragam maupun bobot invers jarak dapat dipertimbangkan sebagai model yang valid untuk analisis dan peramalan inflasi di Provinsi Jawa Barat.

### Pemilihan Model Terbaik

Evaluasi terhadap model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) dilakukan dengan membandingkan tingkat akurasi peramalan dari dua pendekatan bobot lokasi, yaitu bobot seragam dan bobot invers jarak. Ukuran akurasi yang digunakan adalah *Mean Square Error* (MSE).

**Tabel 9.** Perbandingan Nilai MSE Model GSTAR per Kota.

| <b>Kota</b>     | <b>MSE (Bobot Seragam)</b> | <b>MSE (Bobot Invers Jarak)</b> | <b>Model Terbaik</b> |
|-----------------|----------------------------|---------------------------------|----------------------|
| <b>Bogor</b>    | 0.29147                    | 0.29095*                        | Bobot Invers Jarak   |
| <b>Sukabumi</b> | 0.21992*                   | 0.21999                         | Bobot Seragam        |
| <b>Bandung</b>  | 0.33256*                   | 0.33307                         | Bobot Seragam        |
| <b>Cirebon</b>  | 0.20659*                   | 0.20672                         | Bobot Seragam        |

| Kota        | MSE (Bobot Seragam) | MSE (Bobot Invers Jarak) | Model Terbaik      |
|-------------|---------------------|--------------------------|--------------------|
| Bekasi      | 0.25547             | 0.25492*                 | Bobot Invers Jarak |
| Depok       | 0.26256             | 0.26195*                 | Bobot Invers Jarak |
| Tasikmalaya | 0.20647             | 0.20598*                 | Bobot Invers Jarak |

\*MSE terkecil

Berdasarkan Tabel 9 dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk masing-masing kota di Provinsi Jawa Barat. Hasil untuk model terbaik Kota Bogor adalah menggunakan bobot invers jarak, Kota Sukabumi menggunakan bobot lokasi seragam, Kota Bandung menggunakan bobot lokasi seragam, Kota Cirebon menggunakan bobot lokasi seragam, Kota Bekasi menggunakan bobot lokasi invers jarak, Kota Depok menggunakan bobot lokasi invers jarak, dan untuk Kota Tasikmalaya menggunakan bobot lokasi invers Jarak.

Berikut adalah model yang digunakan untuk peramalan nilai inflasi dari tujuh kota di Provinsi Jawa Barat :

1. Model GSTAR (3,1) Kota Bogor

$$z_1(t) = -0,11742 z_1(t-1) + 0,05132 z_2(t-1) + 0,04584 z_3(t-1) + 0,03628 z_4(t-1) + 0,05081 z_5(t-1) + 0,05296 z_6(t-1) + 0,03817 z_7(t-1) - 0,11929 z_1(t-2) - 0,03042 z_2(t-2) - 0,02717 z_3(t-2) - 0,0215 z_4(t-2) - 0,03012 z_5(t-2) - 0,03139 z_6(t-2) - 0,02263 z_7(t-2) - 0,01253 z_1(t-3) + 0,02385 z_2(t-3) + 0,0213 z_3(t-3) + 0,01686 z_4(t-3) + 0,02361 z_5(t-3) + 0,02461 z_6(t-3) + 0,01774 z_7(t-3) + \varepsilon_1(t)$$

2. Model GSTAR (3,1) Kota Sukabumi

$$z_2(t) = -0,22899 z_2(t-1) + 0,06063 z_1(t-1) + 0,06063 z_3(t-1) + 0,06063 z_4(t-1) + 0,06063 z_5(t-1) + 0,06063 z_6(t-1) + 0,06063 z_7(t-1) - 0,1224 z_2(t-2) - 0,00038 z_1(t-2) - 0,00038 z_3(t-2) - 0,00038 z_4(t-2) - 0,00038 z_5(t-2) - 0,00038 z_6(t-2) - 0,00038 z_7(t-2) - 0,12597 z_2(t-3) + 0,04287 z_1(t-3) + 0,04287 z_3(t-3) + 0,04287 z_4(t-3) + 0,04287 z_5(t-3) + 0,04287 z_6(t-3) + 0,04287 z_7(t-3) + \varepsilon_2(t)$$

3. Model GSTAR (3,1) Kota Bandung

$$z_3(t) = -0,33671 z_3(t-1) + 0,1058 z_1(t-1) + 0,1058 z_2(t-1) + 0,1058 z_4(t-1) + 0,1058 z_5(t-1) + 0,1058 z_6(t-1) + 0,1058 z_7(t-1) + 0,13629 z_3(t-2) - 0,06096 z_1(t-2) - 0,06096 z_2(t-2) - 0,06096 z_4(t-2) - 0,06096 z_5(t-2) - 0,06096 z_6(t-2) - 0,06096 z_7(t-2) - 0,16079 z_3(t-3) + 0,09742 z_1(t-3) + 0,09742 z_2(t-3) + 0,09742 z_4(t-3) + 0,09742 z_5(t-3) + 0,09742 z_6(t-3) + 0,09742 z_7(t-3) + \varepsilon_3(t)$$

4. Model GSTAR (3,1) Kota Cirebon

$$z_4(t) = -0,03916 z_4(t-1) + 0,03802 z_1(t-1) + 0,03802 z_2(t-1) + 0,03802 z_3(t-1) + 0,03802 z_5(t-1) + 0,03802 z_6(t-1) + 0,03802 z_7(t-1) - 0,32892 z_4(t-2) + 0,02009 z_1(t-2) + 0,02009 z_2(t-2) + 0,02009 z_3(t-2) + 0,02009 z_5(t-2) + 0,02009 z_6(t-2) + 0,02009 z_7(t-2) + 0,00838 z_4(t-3) + 0,03085 z_1(t-3) + 0,03085 z_2(t-3) + 0,03085 z_3(t-3) + 0,03085 z_5(t-3) + 0,03085 z_6(t-3) + 0,03085 z_7(t-3) + \varepsilon_4(t)$$

5. Model GSTAR (3,1) Kota Bekasi

$$z_5(t) = -0,12673 z_5(t-1) + 0,05873 z_1(t-1) + 0,0554 z_2(t-1) + 0,05283 z_3(t-1) + 0,0445 z_4(t-1) + 0,06019 z_6(t-1) + 0,04466 z_7(t-1) - 0,15098 z_5(t-2) + 0,02648 z_1(t-2) + 0,02498 z_2(t-2) + 0,02382 z_3(t-2) + 0,02006 z_4(t-2) + 0,02714 z_6(t-2) + 0,022014 z_7(t-2) + 0,00539 z_5(t-3) + 0,01121 z_1(t-3) + 0,01057 z_2(t-3) + 0,01008 z_3(t-3) + 0,00849 z_4(t-3) + 0,01149 z_6(t-3) + 0,00852 z_7(t-3) + \varepsilon_5(t)$$

6. Model GSTAR (3,1) Kota Depok

$$z_6(t) = 0,28766 z_6(t-1) - 0,02029 z_1(t-1) - 0,01896 z_2(t-1) - 0,0173 z_3(t-1) - 0,01411 z_4(t-1) - 0,02001 z_5(t-1) - 0,01453 z_7(t-1) + 0,17142 z_6(t-2) - 0,06746 z_1(t-2) - 0,06304 z_2(t-2) - 0,05751 z_3(t-2) - 0,04693 z_4(t-2) - 0,06654 z_5(t-2) -$$

$$0,04832 z_7(t-2) - 0,08873 z_6(t-3) + 0,04169 z_1(t-3) + 0,03896 z_2(t-3) + 0,03554 z_3(t-3) + 0,029 z_4(t-3) + 0,04112 z_5(t-3) + 0,02986 z_7(t-3) + \varepsilon_6(t)$$

#### 7. Model GSTAR (3,1) Kota Tasikmalaya

$$z_7(t) = -0,00296 z_7(t-1) + 0,03247 z_1(t-1) + 0,03371 z_2(t-1) + 0,03701 z_3(t-1) + 0,03723 z_4(t-1) + 0,03217 z_5(t-1) + 0,03178 z_6(t-1) + 0,09115 z_7(t-2) - 0,04311 z_1(t-2) - 0,04474 z_2(t-2) - 0,04912 z_3(t-2) - 0,04942 z_4(t-2) - 0,0427 z_5(t-2) - 0,04218 z_6(t-2) - 0,10232 z_7(t-3) + 0,05513 z_1(t-3) + 0,05722 z_2(t-3) + 0,06382 z_3(t-3) + 0,06321 z_4(t-3) + 0,05461 z_5(t-3) + 0,05395 z_6(t-3) + \varepsilon_7(t)$$

### Hasil Peramalan Inflasi

Setelah pemilihan model terbaik, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan inflasi bulanan untuk periode Mei, Juni, dan Juli 2025 menggunakan model GSTAR (3,1). Proses peramalan dilakukan untuk masing-masing kota di Provinsi Jawa Barat.

**Tabel 10.** Hasil Peramalan Inflasi Bulanan (Mei–Juli 2025).

| Kota        | Mei     | Juni     | Juli     |
|-------------|---------|----------|----------|
| Bogor       | 1,85819 | -0,09283 | 0,01714  |
| Sukabumi    | 2,77469 | -0,02146 | 0,02166  |
| Bandung     | 1,50240 | -0,10670 | 0,12442  |
| Cirebon     | 0,76314 | -0,08184 | 0,04950  |
| Bekasi      | 1,86856 | 0,00697  | -0,01462 |
| Depok       | 1,92190 | -0,03518 | 0,02294  |
| Tasikmalaya | 1,37808 | -0,05893 | 0,04281  |

### D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data deret waktu inflasi bulanan dari tujuh kota di Provinsi Jawa Barat selama periode Januari 2015 hingga April 2025 menggunakan pendekatan model Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR), diperoleh model terbaik pada GSTAR (3,1) untuk tujuh kota di Provinsi Jawa Barat. Untuk Kota Bogor menggunakan bobot lokasi invers jarak, Kota Sukabumi menggunakan bobot lokasi seragam, Kota Bandung menggunakan bobot lokasi seragam, Kota Cirebon menggunakan bobot lokasi seragam, Kota Bekasi menggunakan bobot lokasi invers jarak, Kota Depok menggunakan bobot lokasi invers jarak, dan untuk Kota Tasikmalaya menggunakan bobot lokasi invers jarak.

Hasil peramalan menunjukkan adanya fluktuasi nilai inflasi yang bervariasi antar kota dan antar waktu. Kota Bogor, Sukabumi, Bandung, Cirebon, Depok dan Tasikmalaya diperkirakan mengalami deflasi pada bulan Juni dan mengalami inflasi pada Bulan Mei dan Juli. Kota Bekasi menunjukkan kecenderungan mengalami inflasi di bulan Mei sampai Juni, dan mengalami deflasi pada bulan Juli. Perbedaan hasil peramalan antar kota mencerminkan adanya faktor-faktor lokal yang memengaruhi inflasi, seperti konsumsi musiman, kebijakan regional, atau respons terhadap tekanan harga nasional.

### Daftar Pustaka

- Abdia, H., Akhsan, T. A., Kalondeng, A., & Siswanto, S. (2025). *Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive untuk Meramalkan Data Inflasi Bulanan di Provinsi Jawa Barat Abstrak*. 11(1), 38–52.
- Andriyani, M. F., Hoyyi, A., Yasin, H., Statistika, D., & Diponegoro, U. (2018). *Pemodelan indeks harga konsumen di jawa tengah dengan metode generalized space time autoregressive seemingly unrelated regression (gstar-sur)* 1,2,3. 7, 337–347.

- Dan, P., Curah, P., Menggunakan, H., Skripsi, M. G., Statistika, S., Heryati, L., Raja, L., Studi, P., Statistika, S., Statistika, J., Matematika, F., Ilmu, D. A. N., Alam, P., & Brawijaya, U. (2018). *No Title*.
- Handayani, R., Wahyuningsih, S., & Yuniarti, D. (2018). *Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive ( GSTAR ) Pada Data Inflasi di Kota Samarinda dan Kota Balikpapan Modeling Generalized Space Time Autoregressive ( GSTAR ) On Inflation Data In Samarinda And Balikpapan Program Studi Statistika FMIPA Universitas Mulawarman Program Studi Statistika FMIPA Universitas Mulawarman*. 9, 153–162.
- Hybrid, P., Space, G., Autoregressive, T., Support, D. A. N., Regression, V., Pulse, D., Kasus, S., Inflasi, D., Kota, T., Tahun, S. S., Ratri, D., Studi, P., Fakultas, S., Dan, M., Pengetahuan, I., Universitas, A., & Makassar, H. (2024). *No Title*.
- Ingriela, M., Mario, T., Bakti, R. D., Statistka, J., & Terapan, F. S. (2021). *Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive ( Gstar ) Untuk Peramalan Tingkat Inflasi Di Pulau Jawa*. 06(02), 171–184.
- Oktoriandi, D. (2022). Penerapan uji Q Cochran terhadap Atribut Produk Laptop Menggunakan Multiple Response Analysis (MRA). *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 127–134. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.521>
- Prihadyatama, A., Madiun, P. N., Kurniawan, H. A., Madiun, P. N., & Madiun, K. (2022). *Studi Literatur Roadmap Pengendalian Inflasi Daerah di Indonesia*. 1(4).
- Rahmi Oktavia Maudinatul, & Sunendiari, S. (2021). Aplikasi Model Indeks Tunggal dalam Pembentukan Portofolio Optimal pada Data Harga Saham Indeks IDX30 di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 73–82. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i1.305>
- Risyda, P. A., Rahmi, S., & Syahinda, T. R. (2025). *Dinamika Pertumbuhan Penduduk dalam Mendorong Ekonomi Berkelanjutan*. 5, 121–133.
- Sekarsari, D., Amaliah, F., Zahra, A., Ayuningtyas, F. R., & Fadilla, A. (2024). *Analisis Dinamika Inflasi dan Implikasinya terhadap Stabilitas Ekonomi di Indonesia*. 1(3), 1–9.
- Sheila Ghazia Shofwani, & Kudus, A. (2021). Penentuan Kriteria Pengunjung dalam Pemilihan Green Hotel di Kota Bandung Menggunakan Metode Discrete Choice Experiment dengan Desain Choice Sets Kombinatorial. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 1–9. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i1.5>
- Statistika, P. S., Matematika, F., Ilmu, D. A. N., Alam, P., & Indonesia, U. I. (2022). *Implementasi Model Generalized Space Time Autoregressive ( Gstar ) Dalam*.
- Wildan, & Karyana, Y. (2021). Evaluasi Kesalahan Proyeksi Penduduk Tahun 2020 untuk Memproyeksikan Penduduk Tahun 2025 Provinsi Jawa Barat. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 92–98. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.407>