e-ISSN : 2654-3168
p-ISSN : 2654-3257

# *Generalized Space Time Autoregressive Modeling With Variable Exogenous (Gstar-X) (Case Study: Inflation In Six Cities Of Central Java)*

**Alwan Fadlurohman[1], Tiani Wahyu Utami, M.Si.[2] Dr. Rochdi Wasono, M.Si.[3]**
[1]Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang
[2]Dosen Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang
[3]Dosen Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang
*email: alwanr21@gmail.com*

## Abstrak

Inflasi adalah kecenderungan naiknya harga barang dan jasa yang berlangsung secara terus menerus. Inflasi merupakan data *time series* bulanan yang diduga juga dipengaruhi oleh unsur antar lokasi. Pemodelan untuk peramalan inflasi yang melibatkan unsur waktu dan lokasi (*spatio temporal*) dapat menggunakan metode *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Untuk menambah akurasi dalam peramalan, model GSTAR dikembangkan menjadi model GSTARX dengan melibatkan variabel eksogen. Variabel eksogen yang digunakan dalam pemodelan GSTARX untuk peramalan Inflasi ini adalah variasi kalender idul fitri yaitu inflasi pada bulan di hari raya idul fitri. Studi kasus dalam pemodelan GSTARX ini diterapkan untuk peramalan inflasi enam kota Survei Biaya Hidup (SBH) di Jawa Tengah yaitu Cilacap, Purwokerto, Semarang, Kudus, Magelang dan Surakarta. Tujuan penelitian ini adalah ingin mendapatkan model GSTARX yang terbaik untuk pemodelan inflasi enam kota SBH di Jawa Tengah. Didapatkan 2 (dua) model GSTARX dengan nilai RMSE masing-masing adalah model dengan bobot lokasi seragam memiliki nilai RMSE sebesar 0,6108, model dengan bobot lokasi invers jarak memiliki nilai RMSE sebesar 0,6124. Dapat disimpulkan bahwa model GSTARX menggunakan bobot lokasi seragam adalah model terbaik.

Kata Kunci : GSTAR, GSTARX, Inflasi, Jawa Tengah, Survei Biaya Hidup.

## *Abstract*

*Inflation is the tendency for the price of goods and services to rise continuously. Inflation is a monthly time series data which is assumed to be influenced by elements between locations. Modeling for inflation forecasting that involves the elements of time and location (spatio temporal) can use the Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) method. To increase accuracy in forecasting, the GSTAR model was developed into a GSTARX model involving exogenous variables. The exogenous variable used in the GSTARX modeling for inflation forecasting is the Eid calendar variation, namely inflation in the month of Eid al-Fitr. The case study in GSTARX modeling is applied to forecasting inflation in the six cities of the Cost of Living Survey (SBH) in Central Java, namely Cilacap, Purwokerto, Semarang, Kudus, Magelang and Surakarta. The purpose of this study is to obtain the best GSTARX model for modeling inflation of six SBH cities in Central Java. Obtained 2 (two) GSTARX models with RMSE values, each of which is a model with a uniform location weight having an RMSE value of 0.6108, a model with a distance inverse location weight has an RMSE value of 0.6124. It can be concluded that the GSTARX model using uniform location weights is the best model.*

*Keywords: GSTAR, GSTARX, Inflation, Central Java, Cost of Living Survey.*

## PENDAHULUAN

Inflasi merupakan salah satu permasalahan klasik dalam suatu perekonomian dan juga merupakan fenomena ekonomi yang sangat ditakuti oleh semua negara di dunia, termasuk Indonesia. Inflasi merupakan kenaikan haraga secara terus-menerus atau merupakan kecenderungan naiknya harga barang dan jasa yang berlangsung secara terus menerus (Badan Pusat Statistik,2018). Data inflasi merupakan data runtun waktu (*time series*), sehingga dapat dimodelkan dengan menggunakan metode analisis *time series*. Data runtun waktu merupakan

e-ISSN : 2654-3168
p-ISSN : 2654-3257

rangkaian data yang berupa pengamatan yang diukur selama kurun waktu tertentu (Prahutama *et al*, 2019). Untuk menambah keakuratan pemodelan dan peramalan pada data *time series* perlu ditambahkan variabel eksogen.

Ada beberapa metode yang telah diusulkan sebelumnya yang dapat digunakan untuk melakukan pemodelan dengan penambahan variabel eksogen, seperti penelitian yang dilakukan oleh (Anggraeni *et al*, 2015) tentang perbandingan antara ARIMA dan ARIMAX dengan hasil yang menunjukkan bahwa metode ARIMAX lebih baik daripada ARIMA dalam hal akurasi level, testing dan hasil peramalan. Salah satu variabel *eksogenous* yang biasa digunakan adalah variabel *eksogenous* dengan model variasi kalender. Seperti penelitian yang dilakukan oleh (Suhartono *et al*, 2015) dengan penelitian yang berfokus pada pengembangan prosedur pembentukan model terbaik variasi kalender, yaitu menggunakan *dummy* regresi atau pendekatan *autoregressive*. Serta penelitian (Suhartono *et al*,2010) tentang variasi kalender dengan efek ramadhan untuk memodelkan penjualan pakaian muslim anak laki-laki.

Perkembangan dari multivariat *time series* selain melihat unsur waktu juga melibatkan unsur lokasi. Model yang melibatkan unsur waktu dan lokasi adalah *Space Time Autoregressive* (STAR). Model STAR mempunyai kelemahan pada fleksibilitas parameter yang mengasumsikan bahwa lokasi-lokasi yang memiliki yang homogen, sehingga jika pada lokasi-lokasi yang memiliki karakteristik hoterogen model STAR kurang baik untuk digunakan (Rani *et all*,2013). Kelemahan dari model STAR telah diperbaiki dan dikembangkan oleh (Borovkova *et all*,2008) melalui suatu model yang dikenal dengan model GSTAR yang mengasumsikan bahwa lokasi-lokasi yang memiliki karakteristik heterogen, sehingga perbedaan antar lokasi ditunjukkan dalam bentuk matriks pembobot.

Model GSTAR dapat dikembangkan menjadi model GSTARX. Model GSTARX merupakan model dengan melibakan variabel eksogen (X) dalam model, sehingga tidak hanya dipengaruhi variabel itu sendiri pada periode watu dan juga faktor lokasi tetapi juga dipengaruhi oleh variabel eksogen (X). Penelitian tentang GSTARX pernah dilakukan oleh (Muryanto, 2016) yang melakukan pemodelan IHK di Kalimantan dengan menggunakan GSTARX dengan data jumlah uang beredar sebagai variabel eksogen, dengan kesimpulan model GSTARX memberikan hasil ramalan yang akurat dibandingkan dengan model GSTAR. Serta penelitian yang dilakukan (Hapsari ,2017) tentang pengembangan ramalan interval pada model GSTARX untuk peramalan indeks harga konsumen kelompok bahan makanan lima kota di Sumatera dengan hasil model GSTARX dapat memperkecil nilai RMSE *in-sample* dibandingkan dengan model GSTAR, penurunan RMSE *in-sample* sebesar 0,04 sampai 0,77%.

Inflasi di Jawa Tengah yang dihasilkan dari 6 (enam) kota-kota SBH di Jawa Tengah yaitu Cilacap, Purwokerto, Kudus, Surakarta, Semarang dan Tegal selain berdasarkan unsur waktu, juga berdasarkan unsur lokasi dimana memiliki karakteristik lokasi yang heterogen. Inflasi 6 kota di jawa Tengah juga dipengaruhi variabel eksogen (X) atau faktor lain yang dapat mempengaruhi inflasi, salah satunya adalah variasi kalendar dalam hal ini pengaruh hari raya idul fitri. Oleh karena itu, dari fakta diatas fokus dalam penelitian ini adalah akan melakukan pemodelan inflasi enam kota Hidup di Jawa Tengah menggunakan metode GSTAR-X dengan variabel *eksogenous* berupa variasi kalender hari raya idul fitri dengan menggunakan pembobot invers jarak dan seragam. Sehingga diharapkan mendapatkan model terbaik dari inflasi enam kota Survei Biaya Hidup menggunakan metode GSTARX.

Penelitian ini disusun sebagai berikut : Bagian pertama Pendahuluan, Bagian Kedua Metode Penelitian, Bagian Ketiga Hasil Penelitian dan bagian terakhir adalah Simpulan.

e-ISSN : 2654-3168
p-ISSN : 2654-3257

### 1. Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR)

Model GSTAR merupakan pengembangan dari model STAR. Model GSTAR merupakan suatu model yang mempunyai keterkaitan antara waktu dan lokasi dimana lokasi yang diteliti memiliki karakteristik yang tidak seragam (heterogen). Menurut (Suhartono dan Subanar, 2006) seperti yang dikutip oleh (Nurcahyani,2016) secara matematis notasi dari model GSTAR (1:p) adalah sama dengan model STAR (1:p). Perbedaan utama dari model GSTAR ini terletak pada nilai-nilai parameter pada lag spasial yang sama diperbolehkan berlainan. Sedangkan pada model STAR pada parameter *autoregressive* diasumsikan sama pada semua lokasi. Dalam notasi matriks, model GSTAR dengan derajat *autoregressive p* dan derajat spasial $\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_p$. GSTAR (p ; $\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_p$) dirumuskan sebagai berikut :

$$Z(t) = \sum_{k=1}^{p}[\,\phi_{k0} + \phi_{k1}W]\, Z(t-k) + e(t) \qquad (1)$$

Dengan :

| | |
|---|---|
| Z(t) | : vektor pengamatan ukuran (n x l) dari n lokasi pada waktu t |
| Z(t-k) | : vektor pengamatan ukuran (n x l) dari n lokasi pada waktu (t-k) |
| W | : matriks pembobot (n x n) |
| $\phi_{k0}$ | : diag ($\phi_{k0}{}^{1}, \ldots, \phi_{k0}{}^{n}$) = matriks diagonal parameter *autoregressive* lag time l |
| $\phi_{k1}$ | : diag ($\phi_{k1}{}^{1}, \ldots, \phi_{k1}{}^{n}$) = matriks diagonal parameter *autoregressive* lag spasial l dan lag time l |
| e(t) | : vektor *noise* (n x l) berdistribusi normal dengan mean 0 dan matriks varian-kovarian $\sigma^2 l_N$ |

(Suhartono dan Subanar, 2006) seperti yang dikutip oleh (Nurcahyani,2016).

### 2. *Variable Exogenous*

Salah satu variabel eksogenous yang dapat digunakan adalah Model Variasi Kalender. Model variasi kalender merupakan model *time series* yang digunakan untuk meramalkan data berdasarkan pola musiman dengan periode bervariasi. Di sebagian besar negara-negara Islam, data *time series* bulanan di bidang ekonomi dan bisnis dapat diketahui dengan dua jenis efek kalender, yaitu efek hari kerja atau efek hari perdagangan di setiap bulan, yang biasa disebut sebagai efek perdagangan hari dan efek hari libur seperti tahun baru cina, natal, dan idul fitri dimana penentuan hari raya tersebut berbeda dengan kelender Masehi. Indonesia merupakan salah satu negara yang merasakan variasi kalender terutama saat memasuki bulan Ramadhan. Saat Ramadhan tingkat konsumsi meningkat sehingga pemerintah maupun perusahaan perlu melakukan suatu kebijakan untuk menjaga stok barang agar tetap terjaga.

### 3. Model *Generalized Space Time Autoregressive With Variabel Exogenous* (GSTAR-X)

Model GSTAR juga dikembangkan dengan melibatkan variabel eksogenus yang dikenal dengan pemodelan GSTARX. Model GSTARX merupakan model dengan melibakan variabel eksogen (X) dalam model, sehingga tidak hanya dipengaruhi variabel itu sendiri pada periode waktu dan juga faktor lokasi tetapi juga dipengaruhi oleh variabel eksogen (X). Dalam notasi matriks, model GSTAR-X (p; $\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_p$) dapat ditulis sebagai berikut :

e-ISSN : 2654-3168
p-ISSN : 2654-3257

$$Y(t) = \sum_{k=1}^{p} \sum_{l=0}^{\lambda_k} [\, \phi_{kl} W^{(l)} Y(t-k) \,] + \Upsilon_{kl} X(t-s+1) + e(t) \qquad (2)$$

Dengan :
Y(t) = Z(t) – Z(t-k); Y(t-k) = Z(t-k) – Z(t-k-1)

| | |
|---|---|
| N | : banyaknya lokasi pengamatan yaitu i = 1,2,....,n |
| $\lambda_k$ | : orde spasial dari bentuk *autoregressive* orde ke-k |
| Z(t) | : vektor pengamatan berukuran (n x l) pada waktu t |
| Z(t-k) | : vektor pengamatan berukuran (n x l) pada waktu (t-k) |
| X(t) | : vektor variabel eksogen orde ke-l berukuran (n x l) pada waktu t |
| X(t-s+1) | : vektor variabel eksogen orde ke-s berukuran (n x l) pada waktu (t-s+1) |
| $\phi_{kl}$ | : diag $({\phi_{kl}}^{l}, \dots, {\phi_{kl}}^{n})$ yaitu matriks diagonal parameter *autoregressive* pada waktu k dan lag spasial l berukuran (n x n) |
| $\Upsilon_{kl}$ | : diag $(({\Upsilon_1}^{(l)}, \dots, {\Upsilon_s}^{(n)})$ yaitu matriks diagonal variabel eksogen orde ke-s berukuran (n x n) |
| $W^{(l)}$ | : matriks bobot berukuran (n x n) pada lag spasial l (dimana l = 0,1,....) |
| e(t) | : vektor *noise* (n x l) berdistribusi normal dengan mean 0 dan matriks varian-kovarian $\sigma^2 l_N$ |

Ruchjana (2019).

Menurut Ruchjana dan Borovkova (2008) seperti yang dikutip oleh Ruchjana (2019) menyatakan bahwa parameter model GSTAR dapat di estimasi menggunakan OLS, pendekatan metode OLS juga dapat digunakan dalam penaksiran model GSTAR yang melibatkan variabel eksogen (X).

## 4. Bobot Lokasi Model GSTARX

Pada pemodelan GSTAR-X permasalahan yang sering terjadi yaitu terletak pada pemilihan atau penentuan bobot lokasi. Pemilihan bobot lokasi pada model GSTAR-X dibagi menjadi 2 pembobot yaitu bobot lokasi sragam (*uniform*) dan invers jarak.

a. Bobot Lokasi Seragam (*Uniform*)

Menurut Nurcahyani (2016) mendefinisikan pemilihan bobot lokasi seragam sebagai :

$$W_{ij} = \frac{1}{n_i} \qquad (3)$$

dengan $n_i$ menyatakan jumlah lokasi yang berdekatan dengan lokasi i pada spasial lag 1. Bobot pada model ini mempunyai sifat-sifat :

$$W_{ij} > 0,\ W_{ii} = 0,\ \sum_{j=1}^{N} W_{ij} = 1,\ \forall i,\ \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} W_{ij} = N$$

Bobot lokasi ini memberikan nilai bobot yang sama pada setiap lokasi. Oleh karena itu bobot lokasi ini sering digunakan pada data yang seragam atau mempunyai jarak yang sama untuk setiap lokasi. Bobot $W_{ij}$ pada lag 1 dinyatakan oleh W berupa matriks nxn sebagai berikut :

$$W = \begin{bmatrix} 0 & W_{12} & \cdots & W_{1N} \\ W_{21} & 0 & \cdots & W_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{N1} & W_{N2} & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

b. Bobot Lokasi *Invers* Jarak

Nilai bobot lokasi *invers* jarak diperoleh berdasarkan jarak antar lokasi yang sebenarnya. Perhitungan bobot dengan metode *invers* jarak diperoleh dari hasil *invers* jarak sebenarnya kemudian dinormalisasi. Bentuk matriks jarak awal yang terbentuk adalah :

$$M = \begin{bmatrix} m_{AA} & m_{AB} & m_{AC} & m_{AD} \\ m_{BA} & m_{BB} & m_{BC} & m_{BD} \\ m_{CA} & m_{CB} & m_{CC} & m_{CD} \\ m_{DA} & m_{DB} & m_{DC} & m_{DD} \end{bmatrix}$$

Kemudian matriks tersebut distandarisasi dalam bentuk matriks untuk memenuhi sifat bobot $\sum_{j-1}^{N} W_{ij}^{(l)}$=1, j $\neq$ i. Dengan asumsi jarak yang dekat memiliki hubungan antar lokasi yang kuat maka secara umum bobot invers jarak untuk masing-masing lokasi dapat dinyatakan dengan :

$$W_{ij} = \frac{\frac{1}{m_{ij}}}{\sum_{j=1}^{n} \frac{1}{m_{ij}}}, \; j \neq i, \quad (4)$$

dengan jumlah pembobot untuk setiap lokasi adalah 1, $\sum_{j-1}^{N} W_{ij}^{(l)}$=1 dan $\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} W_{ij}$ = N. Diagaonal matriks bobot invers jarak $w_{ij}$ adalah nol, karena untuk suatu lokasi dianggap tidak ada jarak dengan dirinya sendiri (Hapsari, 2017).

**5. Pemilihan Model Terbaik GSTAR-X**

Untuk menentukan model terbaik dilakukan dengan RMSE (*Root Mean Square Error*) untuk setiap model dengan nilai RMSE terkecil menyatakan model terbaik. RMSE dirumuskan sebagai berikut :

$$\text{RMSE} = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{t=1}^{M} (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \qquad (5)$$

M adalah banyaknya data ramalan yang dilakukan. Zt menyatakan data yang sebenarnya dan data hasil ramalan. Nilai RMSE berikisar antara 0 sampai ~. Semakin kecil nilai RMSE maka model yang digunakan semakin bagus (Wei, 2006) seperti yang dikutip oleh Nurcahyani (2016).

## METODE

Data yang digunakan pada penelitian ini, yaitu data sekunder yang bersumber dari jateng.bps.go.id berupa data inflasi. Data inflasi yang dimaksud adalah data inflasi bulanan di 6 (enam) kota Survey Biaya Hidup di Jawa Tengah yaitu Purwokerto, Cilacap, Tegal, Kudus, Surakarta dan Semarang dari bulan Januari 2010 sampai dengan Desember 2019 dengan jumlah data sebanyak 120 data. Langkah-langkah dalam penelitian ini yaitu :

1. Melakukan identifikasi variabel *dummy* berdasarkan periode variasi kalender dalam hal ini *dummy* hari raya Idul Fitri selama periode pengamatan.
2. Identifikasi stasioneritas dan pola data yang diperoleh dengan menggunakan *Augmented Dickey Fuller* (ADF).
3. Identifikasi orde waktu, AR (p) dengan menggunakan AIC minimum.
4. Melakukan penghitungan nilai bobot wilayah ($W^1$) menggunakan bobot seragam dan invers jarak.
5. Melakukan estimasi parameter menggunakan orde *p* dengan model GSTARX-OLS dan menguji signifikansi parameter model GSTARX-OLS pada setiap pembobot.

e-ISSN : 2654-3168
p-ISSN : 2654-3257

6. Melakukan uji kelayakan model yang ditelah didapatkan dengan menggunakan uji Ljung Box Test.
7. Menghitung nilai RMSE hasil pemodelan GSTARX untuk mendapatkan model terbaik.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Statistika Deskriptif

Inflasi di Jawa Tengah dihasilkan dari Survei Biaya Hidup (SBH, dimana Inflasi di Jawa Tengah dihitung berdasarkan agregasi enam kota di Jawa Tengah, yaitu Cilacap, Purwokerto, Kudus, Surakarta, Semarang, dan Tegal. Inflasi yang digunakan adalah inflasi bulanan dari bulan Januari 2010 sampai dengan Desember 2018. Rata-rata inflasi di Cilacap sebesar 0.5026 persen dan memiliki nilai standar deviasi sebesar 0.7066 persen. Rata-rata inflasi di Tegal sebesar 0.4821 persen dan memiliki nilai standar deviasi sebesar 0.7929 persen. Inflasi di Surakarta memiliki rata-rata sebesar 0.3788 persen dan memiliki nilai standar deviasi sebesar 0.7362 persen. Sementara inflasi di Kudus memiliki rata-rata sebesar 0.4844 persen dan memiliki nilai standar deviasi sebesar 0.7524. Sedangkan di Purwokerto memiliki rata-rata inflasi sebesar 0.4251 dan memiliki standar deviasi sebesar 0.6330. sementara itu di Senarang memiliki rata-rata inflasi sebesar 0.4281 dan memiliki nilai standar deviasi sebesar 0.6739.

### 2. Penentuan Variasi Kalender

Variasi Kalender yang digunakan dalam penelitian ini adalah variasi kalender hari raya idul fitri. Penentuan hari Raya Idul Fitri berdasarkan kalender Nasional dari tahun 2010 sampai dengan tahun 2019. Variasi kalender atau variabel eksogen yang digunakan adalah inflasi di bulan yang sama dengan hari raya idul fitri.

### 3. Uji Stasioneritas

Hasil uji ADF dijelaskan pada Tabel 1. berikut :

Tabel 1. Uji ADF

| Kota | *p-value* | α | Kesimpulan |
|---|---|---|---|
| **Cilacap** | 0.010 | | Stasioner |
| **Surakarta** | 0.010 | | Stasioner |
| **Tegal** | 0.018 | | Stasioner |
| **Semarang** | 0.010 | 0.05 | Stasioner |
| **Kudus** | 0.010 | | Stasioner |
| **Purwokerto** | 0.010 | | Stasioner |

Berdasarkan Tabel 1. diatas bahwa data inflasi enam kota SBH di Jawa Tengah sudah stasioner. Hal ini dibuktikan dengan nilai p-value dari masing-masing kota yaitu Cilacap, Surakarta, Tegal, Semarang, Kudus dan Purwokerto memiliki nilai p-value $< 0.05$ yang artinya $H_0$ ditolak. Sehingga dapat disimpulkan data inflasi enam kota SBH di Jawa Tengah yaitu Cilacap, Surakarta, Tegal, Semarang, Kudus, dan Purwokerto tidak mengandung *unit root* atau dalam arti lain data sudah stasioner.

### 4. Identifikasi Orde Model GSTARX

Setelah data inflasi enam kota SBH di Jawa tengah tidak mengandung *unit root* atau dalam artian data sudah stasioner, langkah selanjutnya adalah menentukan orde GSTARX baik orde spasial maupun waktunya. Pemilihan orde spasial model GSTARX pada umumnya dibatasi

e-ISSN : 2654-3168
p-ISSN : 2654-3257

orde 1, karena jika menggunakan orde yang lebih tinggi akan sulit untuk diintepreasikan. Sehingga, untuk orde spasial dibatasi pada orde spasial 1 ($\lambda_p = 1$). Sedangkan untuk orde waktu dapat ditentukan dengan melihat nilai *Akaike Information Criterion* (AIC). Pemilihan orde waktu terbaik pada model GSTARX dapat dilakukan dengan pendekatan model VAR-X, dimana penetapan orde waktu optimal ditentukan berdasarkan nilai AIC terkecil dengan menyertakan variabel X pada saat pendekatan model VAR dilakukan. Sesuai dengan penentuan variasi kalender diawal, maka pemodelan GSTARX. Nilai AIC untuk pemodelan GSTARX ditampilkan dalam Tabel 2 sebagai berikut :

Tabel 2. Nilai AIC Variasi Kalender

**THE VARMAX Procedur**
**Minimum Information Criterion**

| **Lag** | MA 0 | MA 1 | MA 2 | MA 3 | MA 4 | MA 5 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **AR 0** | -6.30 | -5.57 | -5.40 | -4.51 | -3.79 | -2.52 |
| **AR 1** | -6.76 | -5.94 | -5.62 | -4.72 | -3.96 | -2.50 |
| **AR 2** | -6.94 | -5.86 | -4.87 | -3.70 | -2.27 | -0.12 |
| **AR 3** | -6.36 | -5.07 | -3.86 | -2.22 | -0.08 | 2.95 |
| **AR 4** | -5.60 | -4.00 | -2.22 | 0.08 | 3.16 | 7.58 |
| **AR 5** | -4.14 | -2.47 | 0.04 | 3.23 | 7.07 | 13.53 |
| **AR 6** | -2.47 | 0.68 | 4.20 | 8.79 | 15.25 | 26.35 |
| **AR 7** | 0.31 | 4.54 | 10.33 | 17.69 | 29.33 | 52.11 |
| **AR 8** | 3.53 | 9.55 | 18.38 | 32.59 | 57.41 | 123.97 |
| **AR 9** | 8.20 | 17.50 | 32.70 | 62.10 | 142.95 | 1354.29 |

Berdasarkan Tabel 4. didapatkan nilai AIC terkecil terletak pada AR(2) dan MA(0). Sehingga dapat disimpulkan pada tahap identifikasi orde waktu didapatkan orde waktu p=2. Sebelumnya sudah didapatkan orde spasial = 1. Maka model GSTARX dengan variasi kalender pertama yang terbentuk adalah GSTARX(2,1).

## 5. Bobot Lokasi GSTARX

### a. Bobot Lokasi Seragam

Bobot lokasi seragam dalam pemodelan GSTARX mengasumsikan bahwa inflasi enam kota SBH di Jawa Tengah pada suatu lokasi memiliki pengaruh yang sama terhadap inflasi enam kotas SBH di Jawa Tengah di lokasi-lokasi lainnya. Matriks bobot seragam yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0 \end{bmatrix}$$

### b. Bobot Invers Jarak

Pemodelan GSTARX dengan bobot lokasi invers jarak menggunakan pendekatan jarak tempuh transportasi darat antar ibukota Kabupaten/Kota (D). Matriks jarak lokasi antar lokasi yang dibuat sebagai berikut :

e-ISSN : 2654-3168
p-ISSN : 2654-3257

$$D = \begin{bmatrix} 0 & 264 & 186 & 282 & 302 & 61 \\ 264 & 0 & 267 & 102 & 153 & 223 \\ 186 & 267 & 0 & 165 & 216 & 114 \\ 282 & 102 & 165 & 0 & 51 & 221 \\ 302 & 153 & 216 & 51 & 0 & 262 \\ 61 & 224 & 114 & 221 & 262 & 0 \end{bmatrix}$$

Pemodelan GSTARX dengan menggunakan bobot lokasi invers jarak mengasumsikan bahwa data inflasi kota SBH di Jawa tengah suatu lokasi dipengaruhi oleh jarak lokasi tersebut dengan lokasi lainnya. Jarak antar lokasi yang lebih jauh cenderung memiliki bobot yang lebih rendah dibandingkan jarak antar lokasi yang lebih dekat. Berdasarkan hasil normalisasi jarak antar lokasi diperoleh bobot invers jarak sebegai berikut :

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0.117 & 0.166 & 0.109 & 0.102 & 0.506 \\ 0.134 & 0 & 0.132 & 0.346 & 0.231 & 0.158 \\ 0.188 & 0.131 & 0 & 0.212 & 0.162 & 0.307 \\ 0.081 & 0.225 & 0.139 & 0 & 0.450 & 0.104 \\ 0.087 & 0.172 & 0.122 & 0.517 & 0 & 0.101 \\ 0.432 & 0.118 & 0.231 & 0.119 & 0.101 & 0 \end{bmatrix}$$

## 6. Estimasi Parameter Model GSTARX(2,1)

Perhitungan estimasi parameter model GSTARX (2,1) menggunakan bobot seragam dan invers jarak dapat dilihat pada Tabel 3 berikut ini :

Tabel 3. Estimasi Parameter Model GSTARX dengan bobot lokasi seragam dan invers jarak

| Lokasi | Parameter | Bobot Seragam | | Bobot Invers Jarak | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | *p-value* | Keterangan | *p-value* | Keterangan |
| **Cilacap** | $\emptyset_{10}^{(1)}$ | 0.7589 | Tidak Signifikan | 0.8544 | Tidak Signifikan |
| | $\emptyset_{11}^{(1)}$ | 0.0406 | Signifikan | 0.0335 | Signifikan |
| | $\gamma_{1}^{(1)}$ | 0.0008 | Signifikan | 0.0008 | Signifikan |
| **Surakarta** | $\emptyset_{10}^{(2)}$ | 0.5978 | Tidak Signifikan | 0.5074 | Tidak Signifikan |
| | $\emptyset_{11}^{(2)}$ | 0.0053 | Signifikan | 0.0057 | Signifikan |
| | $\gamma_{1}^{(2)}$ | 0.1601 | Tidak Signifikan | 0.1716 | Tidak Signifikan |
| **Tegal** | $\emptyset_{10}^{(3)}$ | 0.0000 | Signifikan | 0.0000 | Signifikan |
| | $\emptyset_{11}^{(3)}$ | 0.4196 | Tidak Signifikan | 0.4119 | Tidak Signifikan |
| | $\gamma_{1}^{(3)}$ | 0.0006 | Signifikan | 0.0006 | Signifikan |
| **Semarang** | $\emptyset_{10}^{(4)}$ | 0.8341 | Tidak Signifikan | 0.6263 | Tidak Signifikan |
| | $\emptyset_{11}^{(4)}$ | 0.2122 | Tidak Signifikan | 0.3662 | Tidak Signifikan |
| | $\gamma_{1}^{(4)}$ | 0.0070 | Signifikan | 0.0074 | Signifikan |
| **Kudus** | $\emptyset_{10}^{(5)}$ | 0.6312 | Tidak Signifikan | 0.7972 | Tidak Signifikan |
| | $\emptyset_{11}^{(5)}$ | 0.0259 | Signifikan | 0.1328 | Tidak Signifikan |
| | $\gamma_{1}^{(1)}$ | 0.0168 | Signifikan | 0.0174 | Signifikan |
| **Purwokerto** | $\emptyset_{10}^{(6)}$ | 0.7786 | Tidak Signifikan | 0.8039 | Tidak Signifikan |

e-ISSN : 2654-3168
p-ISSN : 2654-3257

| Lokasi | Parameter | Bobot Seragam | | Bobot Invers Jarak | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | *p-value* | Keterangan | *p-value* | Keterangan |
| | $\phi_{11}^{(6)}$ | 0.0419 | Signifikan | 0.0442 | Signifikan |
| | $\gamma_{1}^{(6)}$ | 0.0061 | Signifikan | 0.0068 | Signifikan |

## 7. Uji Kelayakan Model GSTARX

Setelah mendapatkan parameter dan model untuk masing-masing pembobot dan lokasi, maka langkah selanjutnya adalah pengujian asumsi apakah galat atau resiudal memenuhi asumsi *white noise*. Untuk menguji asumsi residual memenuhi *white noise* digunakan uji *Ljung-Box* dengan hasil yang tersaji pada Tabel 4. sebagai berikut :

Tabel 4. Hasil Uji *White Noise* dengan *Ljung-Box*.

| Model GSTARX | Bobot | P-Value | A | Keterangan |
|---|---|---|---|---|
| **Variasi Kalender 1** | Seragam | 0,0503 | 0,05 | *White Noise* |
| | Invers Jarak | 0,0706 | | *White Noise* |

Berdasarkan Tabel 4 diatas dapat disimpulkan bahwa semua nilai *p-value* Ljung-Box *Test* lebih besar dari α=0,05 artinya bahwa residual dalam model telah memenuhi asumsi *white noise* sehingga layak digunakan untuk peramalan.

## 8. Pemilihan Model Terbaik

Setelah memperoleh pemodelan GSTARX dan pengujian kelayakan model selanjutnya dilakukan penghitungan akurasi pemodalan untuk mendapatkan model terbaik. Akurasi pemodelan dilakukan dengan melihat nilai RMSE terkecil, dimana model dengan nilai RMSE terkecil itu dinyatakan sebagai model terbaik. Nilai RMSE setiap model tersaji pada Tabel 5. sebagai berikut :

Tabel. 5. Nilai RMSE model GSTARX(2,1)

| Model GSTARX | RMSE Model | RMSE Rata-Rata |
|---|---|---|
| **Seragam** | **0.6108** | **0.7040** |
| **Invers Jarak** | 0.6124 | 0.7042 |

Berdasarkan Tabel 5. secara umum nilai RMSE model GSTARX pada bobot lokasi seragam memiliki nilai RMSE terkecil yakni 0.6108. Begitu pula dengan nilai rata-rata RMSE setiap kota model GSTARX pada bobot lokasi seragam juga memiliki nilai RMSE terkecil yaitu sebesar 0.7040. Sehingga dapat disimpulkan bahwa Model GSTARX(2,1) menggunakan bobot lokasi seragam merupakan model terbaik. Model GSTARX terbaik dapat dijabarkan menjadi model GSTARX untuk masing-masing lokasi, yaitu Cilacap, Surakarta, Tegal, Semarang, Kudus, dan Purwokerto dengan persamaan GSTARX(2,1) untuk keenam lokasi sebagai berikut :

e-ISSN : 2654-3168
p-ISSN : 2654-3257

1. Cilacap ($Z_1$)
   $Z_1(t) = 0.9089Z_2(t-1) - 0.9089Z_2(t-2) + 0.9089Z_3(t-1) - 0.9089Z_3(t-2) + 0.9089Z_4(t-1) - 0.9089Z_4(t-2) + 0.9089Z_5(t-1) - 0.9089Z_5(t-2) + 0.9089Z_6(t-1) - 0.9089Z_6(t-2) + 0.4543X_1(t) + e_1(t)$
2. Surakarta($Z_2$)
   $Z_2(t) = 0.1059Z_1(t-1) - 0.1059Z_1(t-2) + 0.1059Z_3(t-1) - 0.1059Z_3(t-2) + 0.1059_4(t-1) - 0.1059Z_4(t-2) + 0.1059Z_5(t-1) - 0.1059Z_5(t-2) + 0.1059Z_6(t-1) - 0.1059Z_6(t-2) + e_2(t)$
3. Tegal ($Z_3$)
   $Z_3(t) = 1.6617Z_3(t-1) - 0.06617Z_3(t-2) - 0.1366X_3(t) + e_3(t)$
4. Semarang ($Z_4$)
   $Z_4(t) = 0.5681X_4(t) + e_4(t)$
5. Kudus ($Z_5$)
   $Z_5(t) = 0.1428Z_1(t-1) - 0.1428Z_1(t-2) + 0.1428Z_2(t-1) - 0.1428Z_2(t-2) + 0.1428Z_3(t-1) - 0.1428Z_3(t-2) + 0.1428Z_4(t-1) - 0.1428Z_4(t-2) + 0.1428Z_6(t-1) - 0.1428Z_6(t-2) + 0.5013X_5(t) + e_5(t)$
6. Purwokerto ($Z_6$)
   $Z_6(t) = 0.0992Z_1(t-1) - 0.0992Z_1(t-2) + 0.0992Z_2(t-1) - 0.0992Z_2(t-2) + 0.0992Z_3(t-1) - 0.0992Z_3(t-2) + 0.0992Z_4(t-1) - 0.0992Z_4(t-2) + 0.0992Z_5(t-1) - 0.0992Z_5(t-2) + 0.5750X_6(t) + e_6(t)$

Persamaan yang terbentuk dari model GSTARX (2,1) terbaik yaitu menggunakan bobot lokasi seragam, untuk data inflasi disetiap lokasi dapat diketahui ada yang berpengaruh maupun tidak berpengaruh oleh inflasi dilokasi tersebut atau dari lokasi lain diwaktu yang berbeda. Begitupun inflasi disuatu lokasi ada yang dipengaruhi variasi kalender yakni inflasi di bulan yang sama dengan hari raya idul fitri, ada juga yang tidak dipengaruhi. Misalnya, diketahui bahwa inflasi di Cilacap tidak dipengaruhi oleh inflasi di Cilacap itu sendiri satu atau dua waktu sebelumnya, tetapi dipengaruhi oleh inflasi di lokasi lainnya (Surakarta, Tegal, Semarang, Kudus, dan Purwokerto) satu atau dua waktu sebelumnya dan juga dipengaruhi oleh inflasi di bulan yang sama dengan hari raya idul fitri.

## KESIMPULAN

Model spatio temporal yang merupakan gabungan model spasial dan model time series, dapat diperluas melalui penambahan variabel eksogen agar pengembangan model dapat digunakan sesuai fenomena data di lapangan. Berdasarkan hasil analisis, data inflasi enam kota survei biaya hidup di Jawa Tengah diperoleh kesimpulan model yang sesuai untuk data inflasi enam kota survei biaya hidup di Jawa Tengah adalah model GSTARX(2,1) yang dibangun dari kedua bobot lokasi yaitu seragam dan invers jarak dengan variasi kalender inflasi pada saat bulan yang sama dengan hari raya idul fitri sebagai variabel eksogen dalam model. Selain itu, untuk menentukan model terbaik dilihat dari nilai RMSE terkecil yaitu pada bobot lokasi seragam sebesar 0,6108, sehingga model GSTARX(2,1) dengan bobot lokasi seragam dan variasi kalender inflasi pada saat bulan yang sama dengan hari raya idul fitri merupakan model terbaik. Saran dari peneliti untuk penelitian selanjutnya adalah bisa mengembankan metode GSTARX dengan memvalidasi metode ini dengan variabel eksogen dan data lainnya. Serta menggunakan lebih banyak matriks pembobot agar dapat memperoleh model lebih banyak sehingga memudahkan untuk menentukan model terbaik.

**DAFTAR PUSTAKA**

Anggraeni, W., Vinarti, R. A., & Kurniawati, Y. D. (2015). Performance Comparisons between Arima and Arimax Method in Moslem Kids Clothes Demand Forecasting: Case Study. *Procedia Computer Science*, *72*, 630–637. https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.172

Badan Pusat Statistik. (2018). *Indeks Harga Konsumen dan Inflasi Provinsi Jawa Tengah Tahun 2018*. (www.bps.go.id, diakses 20 Desember 2019).

Borovkova, S., Lopuhaä, H. P., & Ruchjana, B. N. (2008). Consistency and asymptotic normality of least squares estimators in generalized STAR models. *Statistica Neerlandica*, *62*(4), 482–508. https://doi.org/10.1111/j.1467-9574.2008.00391.x

Hapsari, R. (2017). *Pengembangan Ramalan Interval Pada Model Gstarx Untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen Kelompok Bahan Makanan*. *Skripsi*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Surabaya.

Muryanto. (2016). *Pemodelan GSTAR-X untuk peramalan Indeks Harga Konsumen di Kalimantan. Skripsi.* Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.

Nurcahyani, F. (2017). *Pengelompokkan Stasiun Hujan Untuk Model GSTAR Pada Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Jember Dengan Tiga Matriks Pembobot*.

Prahutama, A., Ispriyanti, D., & Tiani Wahyu Utami. (2019). *Modelling Inflation Sectors in Indonesia Using Vector Autoregressive (VAR)*. Jurnal *Ilmu Dasar*, Vol.20 No. 1, Januari 2019 : 47-52.

Rani, S.A.P., Kusdarwati, H., dan Sumarminingsih, E. 2013. *Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR(p1)): Penerapan pada Data Kesakitan Penyakit ISPA di Kota Malang*. Malang: Universitas Brawijaya.

Ruchjana, B. N. (2019). *Pengembangan Model Spatio Temporal*. 1–19.

Subanar, S. dan Suhartono. (2006). *The Optimal Determination Of Space Weight In Gstar Model By Using Cross-Correlation Inference*. *2*(December).

Suhartono, Lee, M. H., & Hamzah, N. A. (2010). *Calendar variation model based on Time Series Regression for sales forecasts : The Ramadhan effects*. *2010*(June), 30–41.

Suhartono, Lee, M. H., & Prastyo, D. D. (2015). Two levels ARIMAX and regression models for forecasting time series data with calendar variation effects. *AIP Conference Proceedings*, *1691*. https://doi.org/10.1063/1.4937108

Wei, W. W. S. (2013). *Oxford Handbooks Online Time Series Analysis* (Vol. 2). https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199934898.013.0022