

## PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME AUTOREGRESSIVE* (GSTAR) UNTUK PERAMALAN TINGKAT INFLASI DI PULAU JAWA

Maria Ingrida Toja Mario<sup>1</sup>, Kartiko<sup>2</sup>, Rokhana Dwi Bekti<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Jurusan Statistika, Fakultas Sains Terapan, Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta  
Email: [1mariaingrietoja@gmail.com](mailto:1mariaingrietoja@gmail.com), [ook\\_kartiko@yahoo.com](mailto:ook_kartiko@yahoo.com) <sup>2</sup>, [rokhana@akprind.ac.id](mailto:rokhana@akprind.ac.id) <sup>3</sup>

**ABSTRACT.** Forecasting the value of inflation data is very important to be taken into consideration as a decision of government decisions in the implementation of development in the economic sector in the future. Furthermore, inflation data in Java is used as a representation of inflation data in Indonesia. The Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) model is a multivariate time series model that involves the effect of location and time on stationary data conditions. GSTAR modeling with inflation data has residuals that are correlated between locations so that the estimation of the GSTAR model with OLS is inefficient. In this study, the parameter estimate used is the OLS method or can be written into the GSTAR-OLS model. This study uses Inflation monthly time series data from January 2014 to December 2019 on Java Island, namely the Provinces of West Java, Banten, DKI Jakarta, East Java, Central Java and D.I Yogyakarta. The results showed that the model obtained was the GSTAR (1,0,1) and GSTAR (1,0,0) models. Of the two models, inflation forecasting for the six Provinces of Java Island is forecasted and forecast results provide significant differences in forecasting results for the two models. The results of this study also indicate that the GSTAR model (1,0,1) has high forecasting accuracy. This is indicated by the AIC value of the GSTAR model (1.0.1), which is 0.9095072, which is smaller than the GSTAR model (1.0.0), which is 524.7. So the GSTAR model (1,0,1) is a good model to be used to predict inflation data for the six provinces in Java. Keywords: Inflation, GSTAR Model, OLS

**Keywords:** *Inflation, GSTAR Model, OLS*

**ABSTRAK.** Peramalan data nilai Inflasi sangat penting dilakukan sebagai bahan pertimbangan pengambilan keputusan pemerintah dalam pelaksanaan pembangunan di sektor ekonomi di masa yang akan datang. Selanjutnya, data inflasi di Pulau Jawa dijadikan representasi data inflasi di Indonesia. Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) merupakan model deret waktu multivariat yang melibatkan efek lokasi dan waktu pada kondisi data yang stasioner. Pemodelan GSTAR dengan data Inflasi memiliki residual yang saling berkorelasi antar lokasi sehingga estimasi model GSTAR dengan OLS menjadi tidak efisien. Dalam penelitian ini, estimasi parameter yang digunakan adalah metode OLS atau dapat ditulis menjadi model GSTAR-OLS. Penelitian ini menggunakan *data time series* bulanan Inflasi dari bulan Januari 2014 sampai bulan Desember 2019 di Pulau Jawa, yaitu Provinsi Jawa Barat, Banten, DKI Jakarta, Jawa Timur, Jawa Tengah dan D.I Yogyakarta. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang didapat yaitu model GSTAR (1,0,1) dan GSTAR (1,0,0). Dari ke dua model tersebut dilakukan peramalan data inflasi untuk ke enam Provinsi di pulau Jawa dan hasil peramalannya memberikan perbedaan hasil peramalan yang signifikan untuk kedua model tersebut. Hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa model GSTAR (1,0,1) memiliki ketepatan peramalan yang tinggi. Hal ini ditunjukkan dari nilai AIC model GSTAR (1,0,1) yaitu 0,9095072 lebih kecil dari model GSTAR (1,0,0) yaitu 524,7. Sehingga model GSTAR (1,0,1) adalah model yang baik untuk digunakan meramalkan data inflasi untuk ke enam provinsi di pulau Jawa.

**Kata Kunci:** *Inflasi, Model GSTAR, OLS*

### 1. PENDAHULUAN

Inflasi merupakan salah satu indikator yang dapat digunakan untuk menganalisis keadaan ekonomi suatu daerah. Hal ini disebabkan karena inflasi akan memberikan dampak besar terhadap perekonomian. Pertumbuhan dan kestabilan perekonomian dapat dikatakan merupakan permasalahan dibanyak negara dunia, termasuk Indonesia. Ada banyak usaha melalui berbagai kebijakan telah diterapkan demi meningkatkan atau setidaknya mempertahankan kestabilan perekonomian yang diharapkan akan mampu memberikan kesejahteraan bagi masyarakat luas. Salah satu usaha tersebut adalah melalui pengendalian laju inflasi. Jika angka inflasi berada

pada tingkat yang tepat akan mampu merangsang perekonomian untuk bertumbuh kearah yang positif, sesuai dengan target yang diharapkan.

Di Indonesia ada banyak provinsi yang mengalami inflasi yang begitu tinggi salah satunya yang terjadi pada beberapa provinsi di pulau Jawa dimana hampir 90% kebutuhan bahan makanan dipenuhi oleh pulau Jawa. Dapat kita ketahui bahwa laju pertumbuhan inflasi di tahun 2019 pada Provinsi Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Provinsi Banten, Provinsi Jawa Barat, Provinsi Jawa Tengah, Provinsi Jawa Timur dan Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta pada bulan Januari sampai bulan Desember 2019 mengalami pola trend naik dan turun setiap bulannya. Pertumbuhan inflasi tertinggi tahun 2019 terjadi di Provinsi DKI Jakarta pada bulan Mei dengan tingkat inflasi sebesar 0.59 dan deflasi terendah terdapat di provinsi Jawa Tengah pada bulan September dengan deflasi sebesar -0.24.

Model *Space Time Autoregressive* (STAR) adalah salah satu metode deret waktu multivariat yang melibatkan unsur waktu dan lokasi dengan karakteristik lokasi seragam. Nilai parameter yang dihasilkan model STAR adalah konstan untuk semua lokasi, sehingga hanya berlaku pada lokasi yang homogen dan kurang sesuai pada lokasi yang heterogen. Ruchjana (2002) telah melakukan pengembangan model STAR untuk lokasi yang bersifat heterogen yaitu dengan menggunakan metode *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Pada model GSTAR nilai parameter *Autoregressive* (AR) bervariasi antar lokasi, yang ditunjukkan dalam bentuk matriks pembobot, sehingga model ini lebih fleksibel untuk diterapkan pada lokasi yang heterogen (Ruchjana, 2002).

Salah satu upaya melihat perkembangan tingkat inflasi pada periode yang akan datang guna mengantisipasi dampak yang ditimbulkan, inflasi yang tinggi begitu penting untuk diperhatikan mengingat dampaknya bagi perekonomian yang bisa menimbulkan ketidakstabilan, pertumbuhan ekonomi yang lambat, pengangguran yang selalu meningkat. Maka itu penting untuk melakukan prediksi nilai inflasi pada periode yang akan datang. Inflasi tidak hanya dipengaruhi oleh jumlah barang dan jasa (komoditas) yang dikonsumsi oleh masyarakat di wilayah yang bersangkutan, akan tetapi inflasi juga dipengaruhi oleh banyaknya uang beredar pada suatu lokasi wilayah lainnya. Dalam memenuhi kebutuhan tersebut, setiap wilayah membutuhkan wilayah sekelilingnya untuk menyediakan komoditas yang tidak dapat dipenuhi sendiri oleh wilayah yang bersangkutan. Hal ini menimbulkan ketergantungan antar wilayah dalam pemenuhan kebutuhan komoditas. Dengan demikian pergerakan inflasi selain memiliki keterkaitan pada waktu sebelumnya, juga memiliki keterkaitan dengan wilayah lainnya yang disebut dengan hubungan spasial. Sehingga analisis statistika yang tepat untuk menggambarkan data deret waktu dan dengan memperhatikan aspek lokasi atau spasial pada data dengan parameter pada setiap lokasi heterogen disebut analisis GSTAR (*Generalized Space Time Autoregressive*).

## 2. METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah tingkat inflasi untuk 6 Provinsi di pulau Jawa dari Januari 2014 – Desember 2019 yang diperoleh dari data Badan Pusat Statistika (BPS). Variabel yang digunakan yaitu tingkat inflasi di ke 6 Provinsi di pulau Jawa. Adapun tahapan analisis yaitu menentukan karakteristik data dan gambaran pola spasial data melalui peta tematik dilanjutkan dengan uji korelasi pearson, pengujian efek spasial, pemodelan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR), melakukan peramalan dengan dengan model GSTAR yang diadaptasi dan memilih model GSTAR yang terbaik.

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

Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) merupakan perluasan atau pengembangan dari model *Space Time Autoregressive* (STAR). Perbedaan utama antara model STAR dan GSTAR yaitu terletak pada parameter *autoregressive*-nya ( $\phi_{kl}$ ). Dimana dalam model STAR parameter *autoregressive* ( $\phi_{kl}$ ) diasumsikan sama dan dalam model GSTAR parameter *autoregressive* ( $\phi_{kl}$ ) diasumsikan heterogen.

Model GSTAR dapat ditulis STAR  $(p; \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_k)$  dan dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$z_i(t) = \sum_{k=1}^p \sum_{i=1}^n \left| \phi_{k0}^{(i)} Z_i(t-k) + \sum_{l=1}^{\lambda_k} \phi_{kl}^{(i)} W^{(l)} Z_i(t-k) \right| + \varepsilon_i(t)$$

dengan :

$z_i(t)$  : merupakan vektor pengamatan pada waktu ke-t lokasi ke-n yang berukuran  $(n \times 1)$

$p$  : orde *autoregressive*

$\lambda_k$  : orde spasial dengan  $k=1, 2, \dots, p$

$\phi_{k0}$  :  $(diag \phi_{k0}^1, \dots, \phi_{k0}^N)$  merupakan matriks parameter waktu

$\phi_{kl}$  :  $(diag \phi_{kl}^1, \dots, \phi_{kl}^N)$  merupakan matriks parameter spasial

$e(t)$  :vektor *noise* berukuran  $(N \times 1)$  yang independen, identik dan berdistribusi normal multivariat dengan mean = 0 dan matriks varians-kovarians =  $\frac{\sigma^2}{N}$

$W$  : adalah pembobot dengan  $W_{ii}^{(k)} = 0$  dan  $\sum_{i \neq j} W_{ij}^{(k)} = 1$

## 2) Uji Stasioneritas

Uji Augmented Dickey Fuller (ADF) merupakan pengujian stasioner dengan menentukan apakah data deret waktu (*time series*) mengandung akar unit (*unit root*). Rumusan hipotesis untuk uji akar unit Augmented Dickey Fuller (ADF) [3] sebagai berikut:

- Hipotesis

$H_0 : \gamma = 0$  (Data tidak stasioner)

$H_1 : \gamma \neq 0$  (Data stasioner)

- Statistik Uji:

$$t_{hit} = \left| \frac{\hat{\gamma}}{se(\hat{\gamma})} \right| \text{ atau } P\text{-value}$$

- Daerah Kritis:

Tolak  $H_0$  apabila nilai statistik ADF atau  $|t_{hit}| > t_{\left(\frac{\alpha}{2}, df=n-n_p\right)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$

dengan:

$\hat{\gamma}$  : Nilai taksiran dari parameter

$se(\hat{\gamma})$  : Standar *error* dari nilai taksiran  $\hat{\gamma}$

$n$  : Banyak pengamatan

$n_p$  : Jumlah Parameter.

Melakukan estimasi model regresi data panel yang terdiri dari tiga model yaitu:

## 3) Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial merupakan matriks yang menyatakan hubungan dari wilayah pengamatan yang berukuran  $n \times n$  dan disimbolkan dengan  $W$ . Pada penelitian ini, bobot lokasi yang digunakan yaitu bobot lokasi seragam atau uniform. Bobot seragam ditentukan sesuai dengan ukuran anggota dalam suatu kelompok lokasi [13]. Bobot seragam dinyatakan:

$$W_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n_{ij}}, & \text{jika lokasi } i \text{ dan } j \text{ lokasi merupakan tetangga} \\ 0, & \text{jika lokasi } i \text{ dan } j \text{ lokasi tidak merupakan tetangga} \end{cases}$$

dengan:

$n_{ij}$  adalah banyaknya tetangga terdekat dari lokasi  $i$ .

## 4) Pengujian Efek Spasial

Uji efek spasial dengan menggunakan uji *Moran's I*. *Moran's I* adalah uji statistik untuk melihat nilai autokorelasi spasial yang digunakan untuk mengidentifikasi suatu lokasi dari pengelompokan spasial. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: I = 0$  (tidak ada autokorelasi antar lokasi)

$H_1: I \neq 0$  (ada autokorelasi antar lokasi)

Statistik uji:

$$Z_{hitung} = \frac{I - I_0}{\sqrt{var(I)}} \sim N(0,1)$$

dengan:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}^* (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}^* \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

$$E(I) = I_0 = -\frac{1}{n-1}$$

$$Var(I) = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3(S_0)^2}{(n^2 - 1)(S_0)^2}$$

Pengambilan keputusan  $H_0$  ditolak jika  $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$  atau nilai  $p$ -value  $< \alpha$ .

**5) Identifikasi Model GSTAR**

Identifikasi model GSTAR meliputi identifikasi terhadap orde spasial dan orde waktu. Dengan melihat plot *space time autocorrelation functions* (STACF) dan *space time partial autocorrelation functions* (STPACF).

Tabel 1. Pola Teoritis STACF dan STPACF

Model	STACF	STPACF
GSTAR ( $p; \lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_p$ )	Menurun secara eksponensial	Terpotong setelah lag waktu ke-p, lag spasial ke $\lambda_p$
GSTMA ( $q; \lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_q$ )	Terpotong setelah lag waktu ke-q, lag spasial ke $\lambda_q$	Menurun secara eksponensial
GSTARMA ( $p; \lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_p$ ) ( $q; \lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_q$ )	Menurun secara eksponensial	Menurun secara eksponensial

**6) Estimasi Model GSTAR**

Model GSTAR dapat diestimasi dengan metode kuadrat terkecil yang artinya meminimumkan jumlah kuadrat error dengan rumus sabagi berikut:

$$Z = Z^* \phi + \varepsilon$$

$$\begin{pmatrix} Z_1(1) \\ Z_1(2) \\ \vdots \\ Z_1(t) \\ \vdots \\ Z_N(1) \\ Z_N(2) \\ \vdots \\ Z_N(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Z_1(1) & V_1(1) & \dots & 0 \\ Z_1(2) & V_1(2) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Z_1(t) & V_1(t-1) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & Z_N(1) \\ 0 & 0 & \dots & Z_N(1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & Z_N(t-1) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_{k0}^{(1)} \\ \phi_{k0}^{(2)} \\ \phi_{k0}^{(3)} \\ \vdots \\ \phi_{k0}^{(N)} \\ \phi_{kl}^{(1)} \\ \phi_{kl}^{(2)} \\ \vdots \\ \phi_{kl}^{(N)} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1(t) \\ \varepsilon_2(t) \\ \vdots \\ \varepsilon_N(t) \end{pmatrix}$$

Setelah melakukan estimasi pada model GSTAR yang didapat, selanjutnya dilakukan uji signifikan parameter secara simultan dan parsial.

**7) Diagnostic Cheking**

Tahap pemeriksaan (*Diagnostic Checking*) model dilakukan untuk mengetahui apakah model dugaan sudah memenuhi syarat kebaikan model atau belum sehingga dapat digunakan untuk peramalan. Menurut [3] suatu model dikatakan layak jika residual dari model memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

**a. Uji residual white noise**

Residual *white noise* adalah *residual* mengikuti distribusi identik independen (iid) yang dapat dideteksi menggunakan uji autokorelasi *residual* pada analisis *error*-nya. Pendeteksian asumsi *white noise* dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung Box-Pearce* [3]. Asumsi residual bersifat *white noise* model dapat ditulis sebagai berikut.

- Hipotesis:
  - $H_0 : \rho_1 = \dots = \rho_k = 0$  : Tidak terdapat autokorelasi antar residual (residual memenuhi syarat *white noise*)
  - $H_1$  : minimal ada satu  $\rho_1 \neq 0$  : (Terdapat autokorelasi antar residual (residual tidak memenuhi syarat *white noise*))
- Statistik Uji:  $Q^* = n(n + 2) \sum_{k=1}^p (n - k)^2 \hat{\rho}_k^2 ; k = 1, 2, \dots, p$   
dengan:
  - $n$  : jumlah residual
  - $\rho_k$  : autokorelasi residual
- Daerah Kritis:
  - Tolak  $H_0$  jika nilai  $Q^* > \chi^2_{(\alpha, df=k-m)}$  atau *p-value*  $< \alpha$ .

**b. Uji residual berdistribusi normal**

Uji asumsi residual berdistribusi normal ini bertujuan untuk mengetahui apakah data telah memenuhi asumsi kenormalan atau belum. Salah satu cara yang dapat ditempuh untuk melakukan uji asumsi kenormalan ini adalah uji Shapiro Wilk. Tahapan dalam pengujian kenormalan residual adalah sebagai berikut :

- Hipotesis:
  - $H_0$  : Residual berdistribusi normal multivariat.
  - $H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal multivariat.
- Statistik Uji:

$$W = \frac{\left( \sum_{i=1}^n a_i x_{(i)} \right)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

dengan nilai  $a_i$ :

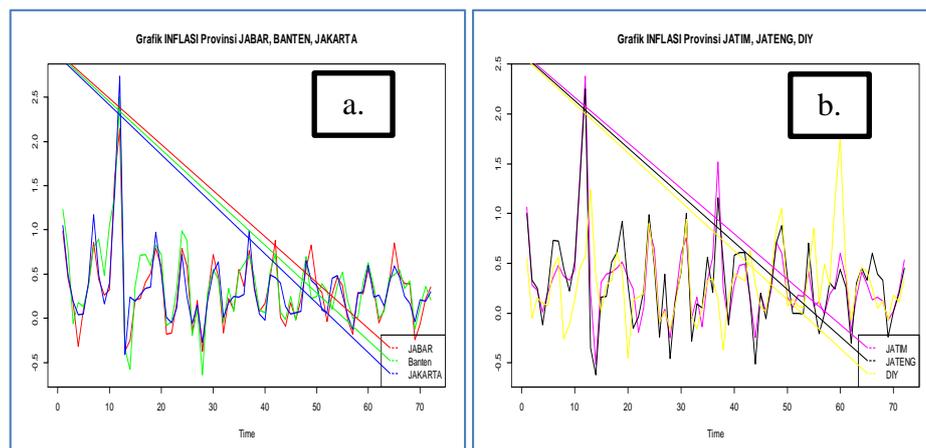
$$(a_1, a_2, \dots, a_n) = \frac{m^T V^{-1}}{(m^T V^{-1} V^{-1} m)^{1/2}}$$

- Daerah Kritis:
  - Tolak  $H_0$  jika nilai  $W > W_{tabel}$  atau *p-value*  $< \alpha$ .

**3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

**3.1 Karakteristik Tingkat Inflasi di Pulau Jawa**

Berikut ini hasil analisis grafik tingkat inflasi di 6 Provinsi di pulau Jawa disajikan di Gambar 1. Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa grafik perkembangan inflasi di pulau Jawa dari tahun Januari 2014 – Desember 2019 yakni grafik a untuk Provinsi Jawa Barat, Banten dan DKI Jakarta dan grafik b untuk Provinsi Jawa Timur, Jawa Tengah dan DI Yogyakarta mengalami pergerakan secara fluktuatif dan memiliki pola perubahan yang relatif sama pada enam lokasi tersebut yang menunjukkan kecenderungan adanya keterkaitan lokasi antar wilayah.



Gambar 1. Diagram Tingkat Inflasi di Pulau Jawa

### 3.2 Uji Keterkaitan Variabel antar Lokasi

Berdasarkan hasil analisis keterkaitan antar lokasi menggunakan uji korelasi *pearson* dapat disimpulkan bahwa nilai korelasi variabel inflasi di ke enam Provinsi di pulau Jawa menunjukkan bahwa ada keterkaitan pada orde waktu yang bersesuaian. Hal ini juga ditunjukkan bahwa dengan hasil uji hipotesis korelasi *pearson* dapat disimpulkan bahwa terdapat korelasi variabel inflasi di ke enam Provinsi di pulau Jawa, dikarenakan nilai *p-value* pada Tabel 4.8  $< \alpha = 0,1$  artinya hubungan variabel inflasi di ke enam Provinsi di pulau Jawa mempunyai dua kemungkinan dua arah, yaitu dapat searah dan tidak searah.

### 3.3 Pola Spasial Tingkat Inflasi di pulau Jawa

Berdasarkan hasil analisis pola spasial tingkat Inflasi di 6 Provinsi di pulau Jawa menggunakan peta tematik dapat diketahui bahwa selama tahun Januari 2014 – Desember 2019 pola spasial tingkat inflasi relatif sama. Pada tahun 2019, Propinsi DKI Jakarta, Banten, dan Jawa Barat yang saling berdekatan memiliki nilai inflasi yang ada pada kategori tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa angka inflasi di ketiga propinsi saling mempengaruhi, dimana inflasi yang tinggi di DKI Jakarta menyebabkan inflasi yang tinggi di Propinsi Banten dan Jawa Barat, begitu juga sebaliknya.

### 3.4 Menghitung dan Menyusun Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial yang digunakan yaitu matriks pembobot seragam. Berdasarkan peta di pulau Jawa diperoleh elemen matriks pembobot yang disusun ke dalam matriks berordo  $6 \times 6$  yang sudah dilakukan *standardization* sebagai berikut:

$$W_1^* = \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 & 0 \\ 0,50 & 0 & 0,50 & 0 & 0 & 0 \\ 0,50 & 0,50 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0,33 & 0 & 0 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

### 3.5 Pengujian Efek Spasial

Uji Efek Spasial digunakan untuk mengetahui adanya efek spasial pada data. Uji efek spasial dilakukan dengan uji *Moran's I*.

Tabel 2. Uji *Moran's I* dengan matriks Seragam

Tahun	Variabel	I	Z <sub>hitung</sub>	P-value
2014	Data Inflasi	-0,01140646	0,84808	0,3964
2015		-0,2888072	-0,24952	0,803
2016		-0,08857183	0,30982	0,7567

Tahun	Variabel	$I$	$Z_{hitung}$	$P\text{-value}$
2017		-0,3922741	-0,60587	0,5446
2018		-0,19773894	0,012775	0,9898
2019		0,4131440	1,7921	0,07311
$E(I) = I_0 = -\frac{1}{n-1} = -\frac{1}{6-1} = -0.2$				
$\alpha = 10\% = 0,1$				
$Z_{\frac{0,1}{2}} = Z_{0,05} = 1,65$				

Dengan tingkat signifikansi  $\alpha = 0.1$ , dapat disimpulkan bahwa dengan nilai  $|Z_{hitung}|$  untuk variabel data inflasi untuk semua provinsi di pulau Jawa dari tahun 2014 - 2018  $< Z_{tabel} = 1.65$  atau  $p\text{-value} > \alpha = 0.1$  artinya tidak terdapat autokorelasi antar lokasi untuk variabel data inflasi untuk semua provinsi di pulau Jawa dari tahun 2014 - 2018 atau tidak terdapat keterkaitan data inflasi untuk semua Provinsi di pulau Jawa. Namun variabel variabel data inflasi untuk semua provinsi di Pulau Jawa pada tahun 2019 memiliki nilai  $|Z_{hitung}| > Z_{tabel} = 1.65$  atau  $p\text{-value} < \alpha = 0.1$  artinya terdapat autokorelasi antar lokasi atau terdapat keterkaitan data inflasi untuk semua provinsi di pulau Jawa pada tahun 2019. Dari diatas juga dapat diketahui bahwa mayoritas nilai  $I > I_0$ , maka data memiliki autokorelasi positif yang berarti mengindikasikan bahwa suatu wilayah memiliki korelasi yang tinggi berdekatan dengan wilayah yang juga memiliki korelasi yang tinggi. Variabel data inflasi di pulau Jawa pada tahun 2015 dan tahun 2017 memiliki autokorelasi negatif karena nilai  $I < I_0$  yang berarti menunjukkan bahwa suatu wilayah memiliki korelasi yang tinggi berdekatan dengan wilayah yang memiliki korelasi yang rendah.

**3.6 Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)**

Pembentukan model GSTAR dilakukan melalui beberapa tahap, yaitu melakukan uji stasioneritas, indentifikasi model, estimasi model yang diperoleh, melakukan uji signifikan, melakukan uji korelasi antar residual dan melakukan diagnostic cheking. Penjelasan masing-masing adalah sebagai berikut:

**a. Uji Stasioneritas**

Syarat yang harus dipenuhi sebelum melakukan analisis data deret waktu adalah kestasioneran data. Dalam penelitian ini digunakan uji *unit root Augmented Dickey Fuller* (ADF) pada masing-masing lokasi untuk menguji kestasioneran. Berikut ini diperoleh output uji stasioneritas data inflasi sebagai berikut:

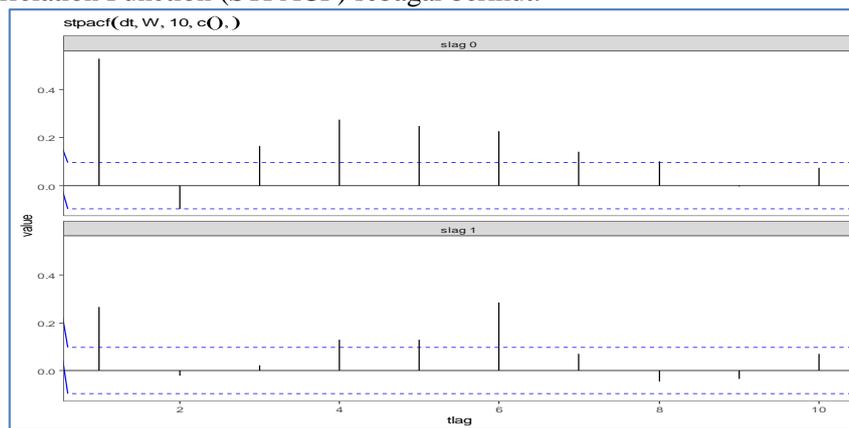
Tabel 3 Pengujian ADF Data Inflasi

Lokasi	Uji Stasioneritas	
	P-Value	Kesimpulan
Jawa Barat	0,01	Stasioner
Banten	0,01	Stasioner
Jakarta	0,03648	Stasioner
Jawa Timur	0,01	Stasioner
Jawa Tengah	0,01	Stasioner
DI Yogyakarta	0,07686	Stasioner

Berdasarkan tabel dapat disimpulkan bahwa dengan tingkat signifikansi  $\alpha = 0,05$  pada uji *Augsmented Dicky Fuller* terlihat data inflasi untuk Provinsi Jawa Barat, Banten, DKI Jakarta, Jawa Timur dan Jawa Tengah diperoleh bahwa nilai  $p\text{-value} < \alpha = 5\%$  yang artinya  $H_0$  ditolak dan disimpulkan data inflasi inflasi untuk Provinsi Jawa Barat, Banten, DKI Jakarta, Jawa Timur dan Jawa Tengah sudah stasioner dalam rata-rata dengan tingkat kepercayaan sebesar 95% sedangkan untuk Provinsi D.I Yogyakarta mempunyai nilai  $p\text{-value} > \alpha = 5\%$  yang artinya  $H_0$  tidak ditolak dan disimpulkan data inflasi untuk Provinsi D.I Yogyakarta belum stasioner dalam rata-rata dengan tingkat kepercayaan sebesar 95%. Namun dengan tingkat signifikansi  $\alpha = 10\%$ , diperoleh bahwa nilai  $p\text{-value}$  pada semua lokasi  $< \alpha = 10\%$ .

**b. Identifikasi Model GSTAR**

Identifikasi model dilakukan dengan menentukan orde waktu dan orde spasial untuk mendapatkan model GSTAR. Berikut ini, diperoleh output plot Space Time Partial Autocorrelation Function (STPACF) sebagai berikut:



Gambar 2 Plot STPACF Data Tingkat Inflasi

Berdasarkan Gambar 2, diatas plot STPACF dengan bobot seragam menunjukkan pola sinusoidal dengan orde waktu yang signifikan atau terpotong pada orde 1 dan pada orde spasial yang signifikan atau terpotong pada 1, sehingga kombinasi model GSTAR yang memungkinkan pada peramalan tingkat inflasi di Pulau Jawa adalah GSTAR (1,0,1) atau dapat ditulis GSTAR (1;1). Selain itu model yang dapat diperoleh dari plot STPACF juga menunjukkan order waktu terpotong pada lag 1 dan dapat kita katakan orde spasial tidak terpotong pada Lag apapun sehingga dapat juga menggunakan model GSTAR (1,0,0) atau dapat ditulis GSTAR (1;0). Sehingga penelitian ini menggunakan 2 model tersebut dan membandingkannya.

**c. Estimasi Model GSTAR**

Setelah diketahui bahwa data inflasi telah stasioner dan sudah dilakukan indetifikasi model maka langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter model GSTAR (1,0,1) dam GSTAR (1,0,0). Berikut ini hasil estimasi ke dua model tersebut:

1) Model GSTAR (1,0,1)

$$\begin{matrix} z_1(t) \\ z_2(t) \\ z_3(t) \\ z_4(t) \\ z_5(t) \\ z_6(t) \end{matrix} = \begin{bmatrix} 0,235688698 & 0,01411581 & 0,01411581 & 0 & 0,009410537 & 0 \\ 0,040350129 & 0,21542136 & 0,06052519 & 0 & 0 & 0 \\ 0,198505482 & 0,29775822 & -0,25723575 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,19264521 & 0,115567545 & 0 \\ -0,006936802 & 0 & 0 & -0,02081041 & 0,239044488 & 0,02081041 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,085469388 & 0,28016885 \end{bmatrix} x$$

$$\begin{bmatrix} z_1(t-1) \\ z_2(t-1) \\ z_3(t-1) \\ z_4(t-1) \\ z_5(t-1) \\ z_6(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \\ e_5(t) \\ e_6(t) \end{bmatrix}$$

- Model GSTAR-OLS (1,0,1) Provinsi Jawa Barat  
 $\hat{z}_1(t) = 0,235688698z_1(t - 1) + 0,01411581z_2(t - 1) + 0,01411581z_3(t - 1) + 0,009410537z_5(t - 1)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,1) Provinsi Banten  
 $\hat{z}_2(t) = 0,040350129z_1(t - 1) + 0,21542136z_2(t - 1) + 0,06052519z_3(t - 1)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,1) Provinsi Jakarta  
 $\hat{z}_3(t) = 0,198505482z_1(t - 1) + 0,29775822z_2(t - 1) - 0,25723575z_3(t - 1)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,1) Provinsi Jawa Timur  
 $\hat{z}_4(t) = 0,19264521z_4(t - 1) + 0,115567545z_5(t - 1)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,1) Provinsi Jawa Tengah  
 $\hat{z}_5(t) = -0,006936802z_1(t - 1) - 0,02081041z_4(t - 1) + 0,239044488z_5(t - 1) + 0,02081041z_6(t - 1)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,1) Provinsi D.I Yogyakarta  
 $\hat{z}_6(t) = 0,085469388z_5(t - 1) + 0,28016885z_6(t - 1)$

2) Model GSTAR (1,0,0)

$$\begin{matrix} z_1(t) \\ z_2(t) \\ z_3(t) \\ z_4(t) \\ z_5(t) \\ z_6(t) \end{matrix} = \begin{bmatrix} 0,1767 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,4149 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,1790 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,3880 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,1653 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,4476 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1(t-1) \\ z_2(t-1) \\ z_3(t-1) \\ z_4(t-1) \\ z_5(t-1) \\ z_6(t-1) \end{bmatrix} + \begin{matrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \\ e_5(t) \\ e_6(t) \end{matrix}$$

- Model GSTAR-OLS (1,0,0) Provinsi Jawa Barat  
 $\hat{z}_1(t) = 0,1767z_1(t - 1) + e_1(t)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,0) Provinsi Banten  
 $\hat{z}_2(t) = 0,4149z_2(t - 1) + e_2(t)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,0) Provinsi Jakarta  
 $\hat{z}_3(t) = -0,1790z_3(t - 1) + e_3(t)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,1) Provinsi Jawa Timur  
 $\hat{z}_4(t) = 0,3880z_4(t - 1) + e_4(t)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,0) Provinsi Jawa Tengah  
 $\hat{z}_5(t) = 0,1653z_5(t - 1) + e_5(t)$
- Model GSTAR-OLS (1,0,0) Provinsi D.I Yogyakarta  
 $\hat{z}_6(t) = 0,4476z_6(t - 1) + e_6(t)$

**d. Uji Signifikansi Model GSTAR**

Uji signifikansi parameter dilakukan secara simultan dan parsial untuk melihat apakah parameter signifikan atau tidak. Berikut ini hasil uji signifikansi untuk kedua model tersebut:

1) Model GSTAR (1,0,1)

Tabel 4 Uji Signifikansi Model GSTAR (1,0,1)

Model GSTAR (1,0,1)	$\alpha$	Keputusan	Kesimpulan
Uji F	0.05	$H_0$ ditolak	Secara serentak parameter-parameter dalam model GSTAR (1,0,1) signifikan atau terdapat pengaruh yang signifikan antar variabel pada setiap lokasi.
Uji t	0.1	$H_0$ ditolak Atau $H_0$ tidak ditolak	Pengujian signifikansi parameter secara parsial menunjukkan tidak semua parameter-parameter signifikan dalam model artinya masih banyak parameter yang tidak signifikan.

## 2) Model GSTAR (1,0,0)

Tabel 5 Uji Signifikansi Model GSTAR (1,0,0)

Model GSTAR (1,0,0)	$\alpha$	Keputusan	Kesimpulan
Uji F	0.05	$H_0$ ditolak	Secara serentak parameter-parameter dalam model GSTAR (1,0,0) signifikan atau terdapat pengaruh yang signifikan antar variabel pada setiap lokasi.
Uji t	0.1	$H_0$ tidak ditolak	Pengujian signifikansi parameter secara parsial menunjukkan semua parameter-parameter tidak signifikan.

## e. Uji Korelasi Residual

Uji korelasi residual untuk melihat adanya korelasi residual antar lokasi pada ke dua model GSTAR yaitu:

## 1) Model GSTAR (1,0,1)

Tabel 6 Uji Korelasi Residual Model GSTAR (1,0,1)

Model GSTAR (1,0,1)	JABAR	BANTEN	JAKARTA	JATIM	JATENG	DIY
JABAR	1	0.84281	0.87589	0.78908	0.81551	0.16946
BANTEN	0.84281	1	0,85247	0.77976	0.75728	0.11297
JAKARTA	0.87589	0,85247	1	0.77667	0.77366	0.11932
JATIM	0.78908	0.77976	0.77667	1	0.88243	0.34314
JATENG	0.81551	0.75728	0.77366	0.88243	1	0.29986
DIY	0.16946	0.11297	0.11932	0.34314	0.29986	1

Tabel diatas menyimpulkan ada keterkaitan pada residual antar lokasi. Hal ini juga menjelaskan bahwa model GSTAR-OLS (1,0,1) dapat dikatakan kurang efisien.

## 2) Model GSTAR (1,0,0)

Tabel 7 Uji Korelasi Residual Model GSTAR (1,0,0)

Model GSTAR (1,0,0)	JABAR	BANTEN	JAKARTA	JATIM	JATENG	DIY
JABAR	1	0.68485	0.52232	0.72073	0.76809	-0.05820
BANTEN	0.68485	1	0.32227	0.75416	0.72438	-0.16871
JAKARTA	0.52232	0.32227	1	0.57707	0.52588	-0.04723
JATIM	0.72073	0.32227	0.57707	1	0.70351	-0.00525
JATENG	0.76809	0.72438	0.52588	0.70351	1	-0.32920
DIY	-0.05820	-0.16871	-0.04723	-0.00525	-0.32920	1

Tabel diatas menyimpulkan ada keterkaitan pada residual antar lokasi. Hal ini juga menjelaskan bahwa model GSTAR-OLS (1,0,0) dapat dikatakan kurang efisien.

f. Uji *Diagnostic Cheking*

Uji diagnostik model merupakan pemeriksaan apakah asumsi dasar model deret waktu sudah terpenuhi. Dalam penelitian ini, uji asumsi yang dilakukan adalah uji residual *white noise* dan uji asumsi residual berdistribusi normal secara multivariat dan univariat.

1) Uji Residual White Noise

- Model GSTAR (1,0,1)

Tabel 8 Uji White Noise Model GSTAR (1,0,1)

Model GSTAR (1,0,1)	$\alpha$	Keputusan	Kesimpulan
Uji White Noise Multivariat	0.05	$H_0$ ditolak	Model GSTAR-OLS (1,0,1) tidak menghasilkan kesimpulan bahwa model tersebut memenuhi asumsi <i>white noise</i> dikarenakan masih ada lag pada model tersebut memiliki nilai <i>p-value</i> lebih kecil dari $\alpha$ .
Uji White Noise Univariat	0.05	$H_0$ ditolak Atau $H_0$ tidak ditolak	Lokasi yang memenuhi asumsi <i>white noise</i> yaitu Provinsi Banten, Jakarta dan Jawa Tengah dikarenakan semua lag pada lokasi tersebut sudah memiliki nilai <i>p-value</i> lebih besar dari $\alpha$ , sedangkan Provinsi Jawa Barat, Jawa Timur dan D.I Yogyakarta tidak memenuhi asumsi <i>white noise</i> dikarenakan masih ada lag pada lokasi tersebut yang memiliki nilai <i>p-value</i> lebih kecil dari $\alpha$

- Model GSTAR (1,0,0)

Tabel 9 Uji White Noise Model GSTAR (1,0,0)

Model GSTAR (1,0,0)	$\alpha$	Keputusan	Kesimpulan
Uji White Noise Multivariat	0.05	$H_0$ ditolak	Model GSTAR-OLS (1,0,0) menghasilkan kesimpulan bahwa model tersebut memenuhi asumsi <i>white noise</i> dikarenakan semua lag pada model tersebut memiliki nilai <i>p-value</i> lebih besar dari $\alpha$ .
Uji White Noise Univariat	0.05	$H_0$ ditolak Atau $H_0$ tidak ditolak	Lokasi yang memenuhi asumsi <i>white noise</i> yaitu Provinsi Banten, Jakarta, Jawa Tengah dan D.I Yogyakarta dikarenakan semua lag pada lokasi tersebut sudah memiliki nilai <i>p-value</i> lebih besar dari $\alpha$ , sedangkan Provinsi Jawa Barat dan Jawa Timur tidak memenuhi asumsi <i>white noise</i> dikarenakan masih ada lag pada lokasi tersebut yang memiliki nilai <i>p-value</i> lebih kecil dari $\alpha$

2) Uji Residual Berdistribusi Normal

- Model GSTAR (1,0,1)

Tabel 10 Uji Distribusi Normal Model GSTAR (1,0,1)

Model GSTAR (1,0,1)	$\alpha$	Keputusan	Kesimpulan
Uji Normalitas Multivariat	0.05	$H_0$ ditolak	Model GSTAR-OLS (1,0,1) tidak berdistribusi normal sehingga disimpulkan bahwa model ini tidak memenuhi asumsi uji residual berdistribusi normal.
Uji Normalitas Univariat	0.05	$H_0$ ditolak	Disimpulkan bahwa residau tidak berdistribusi normal untuk setiap lokasi pada model GSTAR-OLS (1,0,1)

- Model GSTAR (1,0,0)

Tabel 11 Uji Distribusi Normal Model GSTAR (1,0,0)

Model GSTAR (1,0,0)	$\alpha$	Keputusan	Kesimpulan
Uji Normalitas Multivariat	0.05	$H_0$ ditolak	Model GSTAR-OLS (1,0,0) tidak berdistribusi normal sehingga disimpulkan bahwa model ini tidak memenuhi asumsi uji residual berdistribusi normal.
Uji Normalitas Univariat	0.05	$H_0$ ditolak Atau $H_0$ tidak ditolak	Disimpulkan bahwa residau tidak berdistribusi normal untuk ke lima lokasi tersebut pada model GSTAR-OLS (1,0,0)

### 3.7 Peramalan Tingkat Inflasi

#### 1) Model GSTAR (1,0,1)

Diperoleh hasil peramalannya untuk model GSTAR (1,0,1) adalah:

Tabel 12 Hasil Peramalan Data Tingkat Inflasi dengan Model GSTAR (1,0,1)

Bulan	Lokasi					
	JABAR	BANTEN	JAKARTA	JATIM	JATENG	DIY
Jan-20	0,293102	0,42003795	0,3211957	0,29241333	0,240493323	0,10662736
Feb-20	0,3824275	0,18959008	0,25284605	0,61668545	0,497829823	0,42580618
Mar-20	0,2809843	0,46427164	0,36698937	0,22243122	0,200607451	0,02333721
Apr-20	0,4016844	0,13941411	0,21954187	0,70889467	0,545334586	0,53722454
Mei-20	0,2597669	0,52625922	0,39927929	0,11213077	0,146841906	-0,11482547
Jun-20	0,4267092	0,06537884	0,18470128	0,84244879	0,606084729	0,71066337
Jul-20	0,2305662	0,61474616	0,44005929	-0,04888576	0,078557206	-0,33156849
Agt-20	0,4608427	-0,04015587	0,13580646	1,03621462	0,682329176	0,98119083
Sep-20	0,1907326	0,74063282	0,49901526	-0,28156215	-0,00594643	-0,66865684
Okt-20	0,5072589	-0,19035904	0,06477985	1,31503046	0,775159722	1,40058912
Nov-20	0,1367421	0,91991569	0,58445288	-0,61496785	-0,10684376	-1,18971926
Des-20	0,5699399	-0,40442488	-0,03789756	1,7128769	0,883395574	2,04708804

#### 2) Model GSTAR (1,0,0)

Diperoleh hasil peramalannya untuk model GSTAR (1,0,0) adalah:

Tabel 13 Hasil Peramalan Data Tingkat Inflasi dengan Model GSTAR (1,0,0)

Bulan	Lokasi					
	JABAR	BANTEN	JAKARTA	JATIM	JATENG	DIY
Jan-20	0.0806376074	0.1089331958	0.0831633718	0.0625774811	0.0614078504	0.0590928173
Feb-20	0.0450561520	0.0611074197	0.0532871948	0.0336447096	0.0362563712	0.0381054464
Mar-20	0.0262799219	0.0350360015	0.0286544389	0.0185832936	0.0212416942	0.0239375442
Apr-20	0.0149357098	0.0199020643	0.0168936330	0.0104497324	0.0125231925	0.0147466127
Mei-20	0.0086728450	0.0113775026	0.0094880838	0.0059643283	0.0073728505	0.0089772566
Jun-20	0.0049291554	0.0064898657	0.0054707343	0.0034385502	0.0043487290	0.0054175732
Jul-20	0.0028358477	0.0037105597	0.0031166782	0.0019973590	0.0025639392	0.0032502822
Agt-20	0.0016296316	0.0021213671	0.0017891810	0.0011659887	0.0015121455	0.0019414535
Sep-20	0.0009382054	0.0012143079	0.0010239115	0.0006830136	0.0008915127	0.0011559941
Okt-20	0.0005402482	0.0006954789	0.0005876510	0.0004009696	0.0005255081	0.0006866284
Nov-20	0.0003114079	0.0003986929	0.0003371622	0.0002357190	0.0003096450	0.0004070740
Des-20	0.0001795968	0.0002287210	0.0001937080	0.0001386815	0.0001823889	0.0002409756

### 3.8 Pemilihan Model Terbaik

Kriteria yang digunakan untuk melihat model yang terbaik yaitu dengan melihat nilai AIC. Model yang mempunyai nilai AIC terkecil dapat disimpulkan bahwa model tersebut merupakan model yang terbaik. Berikut ini merupakan perbandingan model yang diringkas ke dalam tabel berikut:

Tabel 12 Nilai AIC dan MSE

Model GSTAR	Nilai AIC	Nilai MSE
GSTAR (1,0,1)	0.9095072	2,101898
GSTAR (1,0,0)	524.7	0,4235698

Tabel diatas menunjukkan bahwa model GSTAR (1,0,1) memiliki nilai AIC sebesar 0,9095072 lebih kecil dibandingkan dengan nilai AIC model GSTAR (1,0,0) namun berbanding terbalik dengan nilai MSE yang diperoleh yang menunjukkan bahwa model GSTAR (1,0,0) lebih kecil dibandingkan dengan model GSTAR (1,0,1). Dari ke dua uji tersebut maka dapat dilihat bahwa model yang baik untuk meramalkan data inflasi pada tahun Januari 2014 sampai dengan Desember 2020 di ke enam provinsi di pulau Jawa yaitu model GSTAR (1,0,1) dengan tetap melihat nilai AIC.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan uraian yang telah dibahas pada hasil dan pembahasan, maka dapat disimpulkan:

1. Dari ke enam Provinsi yaitu Provinsi Banten, DKI Jakarta, Provinsi Jawa Timur, Provinsi Jawa Tengah dan Provinsi DI Yogyakarta nilai rata-rata inflasi terbesar berada pada Provinsi Banten sebesar 0,382083. Hal ini menunjukkan bahwa harga barang dan jasa yang dibeli di Provinsi Banten lebih mahal dari Provinsi lainnya di pulau Jawa selama periode Januari 2014 sampai dengan Desember 2019. Sedangkan nilai rata-rata inflasi terendah berada di Provinsi Jawa Timur yaitu sebesar 0,309028 yang menunjukkan bahwa harga barang dan jasa yang dibeli di Provinsi Banten lebih murah dari Provinsi lainnya di pulau Jawa selama periode Januari 2014 sampai dengan Desember 2019.
2. Model GSTAR yang sesuai untuk meramalkan data tingkat Inflasi di ke enam Provinsi di pulau Jawa dari tahun 2014 sampai dengan 2019, berdasarkan identifikasi model terdapat dua model yang bisa digunakan untuk meramalkan data inflasi provinsi di pulau Jawa yaitu GSTAR (1,0,1) dan GSTAR (1,0,0).
3. Berdasarkan hasil ramalan menggunakan model GSTAR (1,0,1) dan GSTAR (1,0,0) diperoleh bahwa terjadi perbedaan hasil yang signifikan antara ke dua model tersebut.
4. Berdasarkan hasil perbandingan GSTAR (1,0,1) dan GSTAR (1,0,0) diperoleh model GSTAR yang baik untuk meramalkan data tingkat Inflasi di ke enam Provinsi di pulau Jawa dari tahun 2014 sampai dengan 2019 yaitu model GSTAR (1,0,1) dikarenakan model tersebut memiliki nilai AIC lebih kecil dibandingkan model GSTAR (1,0,0).

#### Ucapan Terimakasih

Dalam penyusunan tulisan ini, banyak pihak yang telah memberikan dukungan kepada penulis. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada seluruh dosen dan pimpinan Jurusan Statistika Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta.

#### Daftar Pustaka

- [1] Angraini, D., Prahutama, A., Andari, S. (2016). Aplikasi *Generalized Space Time Autoregressive (Gstar)* Pada Pemodelan Volume Kendaraan Masuk Tol Semarang. *Jurnal Statistika*. 1-10, Universitas Diponegoro. Semarang.
- [2] Faturahman, M, 2009, Pemilihan Model Regresi Terbaik Menggunakan Metode Akaike's Information Criterion dan Schwarz Information Criterion, *Jurnal Informatika Mulawarman*, 3, Universitas Mulawarman, Samarinda
- [3] Handayani, R., Wahyuningsih, S., & Yuniarti, D, (2018), Pemodelan *Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)* Pada Data Inflasi di Kota Samarinda dan Kota Balikpapan. *Jurnal Ekspensial*, 2-10, Universitas Mulawarman, Mulawarman.
- [4] Hapsari, R. (2017). Pengembangan Ramalan Interval pada Model GSTARX untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen Kelompok Bahan Makanan. *Tesis*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- [5] Kartika, Y, 2007, Pola Penyebaran Spasial Demam Berdarah Dengue di Kota Bogor. *Jurnal Statistika*. 1-7, Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- [6] Laemana, S., N. (2017). Pendekatan Model *Generalized Space Time Autoregressive (Gstar)* Untuk Pemodelan Data Gempa. *Jurnal Statistika*. 4-5. Universitas Satya Negara Indonesia. Jakarta.
- [7] Mulyaningsih, T. (2015). Model *Generalized Space Time Autoregressive Integrated* untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen Beberapa Kota di Jawa Tengah. *Tesis*. Bandung: Universitas Padjajaran.

- [8] Ruchjana, B.N. (2002). Suatu Model *Generalisasi Space Time Autoregresi* dan Penerapannya pada Produksi Minyak Bumi. *Disertasi*. Bandung: Institut Teknologi Bandung.
- [9] Safitri, R, W. (2015). Analisis Korelasi Pearson Dalam Menentukan Hubungan Antara Kejadian Demam Berdarah Dengue Dengan Kepadatan Penduduk Di Kota Surabaya Pada Tahun 2012–2014. *Jurnal Statistika*. 3-4. Universitas Airlangga, Surabaya.
- [10] Saputri, W. A., & Suryowati, K, 2018, Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Gini Ratio Di Provinsi Papua Dengan Model Spasial. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 3-4, IST AKPRIND, Yogyakarta.
- [11] Setiawan, Y., Noeryanti, & Suryowati, K, 2013, *Statistika Dasar*, AKPRIND PRESS, Yogyakarta.
- [12] Siregar,R.K, (2018), Pemodelan GSTAR untuk Peramalan Nilai Tukar Petani (NTP) di Pulau Jawa. Tesis. Bandung: Universitas Padjadjaran.
- [13] Suryamah, E, Ruchjana, B.N, & Joebaidi, K. Kajian Matriks Bobot Lokasi Model Space Time Autoregresi (Star). *Jurnal Matematika Integratif*. 4. Universitas Padjadjaran. Bandung.
- [14] Susanti, D., & Susiswao. (2015). Aplikasi Model Gstar Pada Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Empat Lokasi Wisata di Batu. *Jurnal Statistik*.2-11. Universitas Negeri Malang, Malang.
- [15] Talungke, Yulianti dkk. 2015.*Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) dengan Analisis Data Menggunakan Software R*. *Jurnal Statistika*. UNSRAT Manado. Manado.