

## PENERAPAN MODEL *GENERALIZED SPACE TIME AUTOREGRESSIVE (GSTAR)* UNTUK MERAMALKAN PENERBANGAN DOMESTIK PADA TIGA BANDAR UDARA DI PULAU JAWA

Adinda Putri Muzdhalifah<sup>1\*</sup>, Tarno<sup>2</sup>, Puspita Kartikasari<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

\*email: [adindaptrm@gmail.com](mailto:adindaptrm@gmail.com)

DOI: 10.14710/j.gauss.11.3.332-343

### Article Info:

Received: 2022-05-08

Accepted: 2022-07-29

Available Online: 2023-01-03

### Keywords:

*Number of flights; airports; distance inverses; forecasting; GSTAR; sMAPE*

**Abstract:** The number of flights is a thing to measure the marketing performance of aviation services. Forecasting the number of flights is done so that airlines can make decisions in increasing the number of passengers and revenue. Forecasting the number of flights at various airports has relationship between time and location. The suitable method for forecasting the number of flights is Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) method. GSTAR is a method that used for forecasting time series data that has a relationship between time and location and has heterogeneous characteristics. This study applied the GSTAR method to model and forecast the number of domestic flights at three airports in Java, namely Husein Sastranegara Airport Bandung, Ahmad Yani Semarang, and Juanda Surabaya. The research chose those three airports because the impact of *Covid-19* is very severe in that area. The weight used in this study is the distance inverse weight. The resulting model is a model with differencing 1, autoregressive order 1, and spatial order limited to 1 so that the model formed is the GSTAR model  $(1_1)$ -I(1). The GSTAR  $(1_1)$ -I(1) meets the assumptions of residual white noise and normal multivariate. The model also has sMAPE values for each airport: 2.60%, 4.18%, and 9.89%. Therefore, it can be concluded that the forecasting results of Husein Sastranegara Airport Bandung, Ahmad Yani Airport Semarang, and Surabaya Juanda Airport are very accurate.

## 1. PENDAHULUAN

Jumlah penerbangan merupakan hal untuk mengukur kinerja pemasaran suatu jasa penerbangan. Kinerja penjualan merupakan faktor umum yang digunakan untuk mengukur hasil strategi perusahaan penerbangan. Ukuran yang digunakan sebaiknya bersifat *activity-based measure*, yaitu aktivitas-aktivitas pemasaran yang menghasilkan jumlah penerbangan tersebut (Amin, 2013). Menurut *International Air Transport Association (IATA)*, sektor penerbangan turut membantu kegiatan ekonomi dan lapangan pekerjaan. Penerbangan Indonesia yang semakin berkembang dijadikan sebagai penunjang pembangunan nasional (Kementerian Perhubungan RI, 2010).

Data runtun waktu (*time series*) adalah data yang disusun berdasarkan urutan waktu atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Data runtun waktu merupakan sekumpulan data pengamatan yang diambil dari satu sumber tetap dan terjadi berdasarkan indeks waktu  $t$  secara berurutan dengan interval waktu yang tetap (Cryer, 1986). Beberapa data runtun waktu (*time series*) tidak hanya memiliki keterkaitan waktu saja, tetapi juga terdapat keterkaitan lokasi. Data runtun waktu yang dicatat di beberapa lokasi pada waktu yang sama disebut runtun waktu spasial (*space time*).

Analisis runtun waktu merupakan analisis sekumpulan data dalam suatu periode waktu yang lampau yang berguna untuk mengetahui atau meramalkan kondisi mendatang

(Soejoeti, 1987). *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) merupakan salah satu metode analisis runtun waktu yang dapat digunakan untuk meramalkan data yang memiliki keterkaitan waktu dan lokasi. GSTAR menunjukkan asumsi bahwa parameter *autoregressive* serta parameter *space time* tidak harus bernilai sama pada setiap lokasi sehingga metode ini cocok untuk lokasi yang memiliki karakteristik heterogen (Borovkova *et al.*, 2008).

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dan meramalkan penerbangan domestik pada tiga bandar udara di Pulau Jawa menggunakan metode GSTAR (1<sub>1</sub>)-I(1) dengan bobot invers jarak.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Analisis runtun waktu atau *time series* merupakan serangkaian observasi terhadap suatu variabel yang diambil secara beruntun berdasarkan interval waktu yang tetap (Wei, 2006). Tujuan dari analisis runtun waktu yaitu untuk memahami dan menjelaskan mekanisme spesifik, meramalkan suatu nilai pada masa yang akan datang, serta dapat mengoptimalkan suatu sistem kontrol. Secara umum tahapan pemodelan atau analisis runtun waktu adalah identifikasi model, estimasi parameter, verifikasi model, dan peramalan (Aswi, 2006).

MCCF digunakan untuk melihat stasioneritas data dalam *mean*. Meningkatkan dimensi vektor membuat bentuk matriks lebih kompleks dan membuat pengenalan pola lebih sulit. Masalah tersebut dapat diatasi dengan metode yang mudah untuk merangkum korelasi sampel (Wei, 2006). Metode tersebut untuk mencatat simbol (+), (-) dan (.) dalam posisi (*i*, *j*) dari matriks korelasi sampel.

1. Simbol (+) menunjukkan bahwa nilai  $\hat{\rho}_{i,j}(k)$  lebih besar dari 2 kali *standard error* dan adanya korelasi positif.
2. Simbol (-) menunjukkan bahwa nilai  $\hat{\rho}_{i,j}(k)$  kurang dari -2 kali *standard error* dan adanya korelasi negatif.
3. Simbol (.) menunjukkan bahwa nilai  $\hat{\rho}_{i,j}(k)$  berada diantara  $\pm 2$  kali *standard error* dan tidak ada korelasi.

MPCCF digunakan untuk mengidentifikasi model AR(*p*). Selain itu, MPCCF digunakan untuk mengidentifikasi orde waktu dari GSTAR. Bentuk umum multivariat untuk persamaan Yule Walker dalam bentuk tidak normal sebagai berikut dengan  $\Gamma(k)$  adalah matriks kovarian.

$$\begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma'(1) & \cdots & \Gamma'(k-2) \\ \Gamma(1) & \Gamma(0) & \cdots & \Gamma'(k-3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma(k-2) & \Gamma(k-3) & \cdots & \Gamma(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi'_{k,1} \\ \Phi'_{k,2} \\ \vdots \\ \Phi'_{k,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \vdots \\ \Gamma(k) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Koefisien korelasi adalah ukuran yang menyatakan derajat hubungan linier antar variabel. Rentang nilai koefisien korelasi adalah 1 sampai dengan -1. Nilai yang semakin mendekati 1 atau -1 berarti hubungan antar wilayah semakin kuat. Sebaliknya, nilai yang mendekati 0 berarti hubungan antar wilayah semakin lemah.

Menurut Schober (2018), interpretasi koefisien korelasi berdasarkan tingkatannya adalah sebagai berikut:

**Tabel 1.** Interpretasi Koefisien Korelasi

Koefisien Korelasi	Interpretasi
0,00 – 0,09	Tidak Berkorelasi ( <i>Negligible Correlation</i> )
0,10 – 0,39	Korelasi Lemah ( <i>Weak Correlation</i> )

0,40 – 0,69	Korelasi Sedang ( <i>Moderate Correlation</i> )
0,70 – 0,89	Korelasi Kuat ( <i>Strong Correlation</i> )
<b>0,90 – 1,00</b>	<b>Korelasi Sangat Kuat (<i>Very Strong Correlation</i>)</b>

Pengujian yang digunakan adalah uji korelasi *pearson* dengan penjelasan sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0 : r_{ij} = 0$  dengan  $i = 1,2,3,\dots$  dan  $j = 1,2,3,\dots$  dengan  $i \neq j$   
(Tidak terdapat korelasi antar wilayah)

$H_1 : r_{ij} \neq 0$  dengan  $i = 1,2,3,\dots$  dan  $j = 1,2,3,\dots$  dengan  $i \neq j$   
(Terdapat korelasi antar wilayah)

Statistik Uji:

$$r_{ij} = \frac{n \sum_i \sum_j X_i Y_j - (\sum_i X_i)(\sum_j Y_j)}{\sqrt{(n \sum_i X_i^2 - (\sum_i X_i)^2)(n \sum_j Y_j^2 - (\sum_j Y_j)^2)}} \quad (2)$$

$$t_{ij} = \frac{r_{ij} \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{ij}^2}} \quad (3)$$

dengan  $n$  : banyaknya data

$r_{ij}$  : nilai korelasi pada wilayah ke- $i$  dengan wilayah ke- $j$

Kriteria Uji:

$H_0$  ditolak jika  $t_{ij} \geq t_{tabel(\alpha/2, db=n-p-1)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$  dengan  $p$  merupakan banyaknya wilayah dan  $n$  merupakan banyaknya data

Stasioneritas dalam varian dapat dilihat dari transformasi *box-cox*. Apabila nilai *rounded value* sebesar 1 maka dapat dikatakan bahwa data stasioner dalam varian, begitupun sebaliknya. Jika data tidak stasioner dalam varian maka perlu dilakukan transformasi. Secara umum, Cryer (2008) mendefinisikan transformasi *box-cox* sebagai berikut:

$$T(Y_t) = \begin{cases} Y_t = \frac{Y_t^{\lambda}-1}{\lambda} ; \text{ untuk } \lambda \neq 0 \\ \log(Y_t) ; \text{ untuk } \lambda = 0 \end{cases} \quad (4)$$

Tabel 2 dibawah merupakan beberapa nilai  $\lambda$  dengan bentuk transformasinya (Ispriyanti, 2004).

Nilai $\lambda$	Transformasi
1	$Y$ (Tanpa Transformasi)
0,5	$\sqrt{Y}$
0	$\ln Y$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Y}}$
-1	$\frac{1}{Y}$

Menurut Wei (2006), data dikatakan stasioner dalam *mean* apabila memiliki nilai rata-rata yang konstan dengan varian tetap dan tidak mengandung autokorelasi. Pengujian stasioneritas dalam *mean* secara formal menggunakan uji akar unit (*unit root test*) yaitu ADF (*Augmented Dickey Fuller*) *Test*. ADF *Test* memiliki model sederhana sebagai berikut:

$$\Delta Z_t = \phi Z_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \varphi_j \Delta Z_{t-j} + a_t \quad (5)$$

Dengan,

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (6)$$

Berdasarkan persamaan (5), proses yang stasioner memiliki nilai  $|\phi| < 1$  (Wei, 2006). Rumusan uji hipotesis pada ADF *Test* adalah sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0: \phi = 1$  (Terdapat akar unit atau data tidak stasioner)

$H_1: \phi < 1$  (Tidak terdapat akar unit atau data stasioner)

Statistik Uji:

$$\tau = \frac{\hat{\phi}-1}{SE(\hat{\phi})} \text{ dengan } SE = \sqrt{\frac{\sigma^2}{\sum_{t=1}^n Z_{t-1}^2}} \quad (7)$$

Kriteria Uji:

$H_0$  ditolak jika nilai  $\tau < Mckinnon Critical Value$  atau nilai  $p\text{-value} < \alpha$ .

*Differencing* terhadap data runtun waktu dilakukan apabila data tidak stasioner. Proses *differencing* orde ke-d dapat ditulis sebagai berikut:

$$\Delta^d Z_t = (1 - B)^d Z_t \quad (8)$$

Tidak semua data bergantung pada nilai pengamatan di waktu sebelumnya, ada pula data yang dipengaruhi oleh pengamatan di wilayah lain. Data tersebut disebut dengan data deret waktu dan spasial sehingga untuk model yang sesuai adalah model yang memiliki unsur ruang dan waktu (*space time*). Model GSTAR pertama kali dikembangkan oleh Borovkova *et al.* pada tahun 2002. Model GSTAR merupakan pengembangan dari model *Space Time Autoregressive* (STAR), karena model GSTAR lebih fleksibel dibandingkan dengan model STAR. Nilai – nilai parameter lag spasial yang sama pada model GSTAR diperbolehkan berbeda, namun pada model STAR pada parameter *autoregressive* diasumsikan sama pada semua wilayah (Borovkova *et al.*, 2008).

Secara umum persamaan model GSTAR apabila terdapat orde waktu 2 ( $p = 2$ ) dan orde spasial 1 ( $l_p = 1$ ) pada lokasi yang berbeda atau GSTAR ( $2_1$ ) dapat ditulis persamaannya:

$$Z_t = \phi_{10}Z_{t-1} + \phi_{11}WZ_{t-1} + \phi_{20}Z_{t-2} + \phi_{21}WZ_{t-2} + e(t) \quad (9)$$

Menurut Wutsqa *et al.* (2010), pemilihan orde spasial model GSTAR pada umumnya terbatas pada orde 1 karena orde yang lebih tinggi akan sulit untuk diinterpretasikan. Orde model VAR (p) dapat digunakan untuk menentukan orde waktu, sedangkan pada orde waktu (*autoregressive*) dapat ditentukan oleh AIC (*Akaike Information Criterion*). Pemilihan orde model terbaik pada *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) dapat ditentukan dengan melihat nilai AIC terkecil atau minimum.

Perhitungan nilai AIC sebagaimana menurut Akaike (1973, 1974) dalam Lutkepohl (2005) yaitu:

$$AIC(p) = \ln|S_{\mu(p)}| + \frac{2p}{T} K^2 \quad (10)$$

Pemilihan bobot lokasi yang sering digunakan pada model GSTAR adalah bobot seragam, invers jarak, biner, dan korelasi silang. Penelitian ini menggunakan bobot lokasi berupa invers jarak pada model GSTAR. Menurut Fotheringham *et al.* (2002), pembobotan yang paling umum digunakan adalah pembobotan berdasarkan invers dari jarak *Euclide* atau garis lurus antar lokasi.

Jarak *euclide* antar dua lokasi  $i$  dan  $j$  dengan titik koordinat  $(x_{i1}, x_{i2})$  dan  $(x_{j1}, x_{j2})$  dapat ditulis sebagai berikut:

$$d_g(i, j) = \left[ \sum_{k=1}^2 (x_{ik} - x_{jk})^2 \right]^{1/2} \quad (11)$$

Pemilihan bobot invers jarak dapat dilakukan dengan normalisasi nilai-nilai invers dari jarak *Euclide* antar lokasi, sehingga diperoleh persamaan:

$$W_{ij} = \frac{\frac{1}{d_{ij}}}{\sum_{j=1}^N \frac{1}{d_{ij}}} \quad (12)$$

dengan  $i \neq j$  dan memenuhi  $\sum_{i \neq j} W_{ij} = 1$

Uji t biasa digunakan untuk mengetahui masing-masing parameter apakah signifikan terhadap model. Berikut ini adalah pengujian signifikansi parameter.

Hipotesis:

$H_0 : \phi_{i\ell}^k = 0$  dengan  $k = 1, 2, \dots, p$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$  dan  $\ell = 0, 1, 2, \dots, \lambda_p$   
(Parameter tidak signifikan terhadap model)

$H_1 : \phi_{i\ell}^k \neq 0$  dengan  $k = 1, 2, \dots, p$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$  dan  $\ell = 0, 1, 2, \dots, \lambda_p$   
(Parameter signifikan terhadap model)

Statistik Uji:

$$t_{hit} = \frac{\hat{\phi}_{i\ell}^k}{\sqrt{\text{var}(\hat{\phi}_{i\ell}^k)}} \quad (13)$$

dengan  $k : 1, 2, \dots, p$  dengan  $p$  merupakan orde waktu dari AR( $p$ )

$\ell : 0, 1, \dots, \lambda_p$  dengan  $\lambda_p$  merupakan orde spasial

$i : 1, 2, \dots, N$  dengan  $N$  merupakan lokasi

Kriteria Uji:

$H_0$  ditolak jika  $|t_{hit}| > t_{\frac{\alpha}{2}; (n-n_p)}$  atau p-value  $< \alpha$  dengan  $n$  adalah jumlah observasi dan  $n_p$  adalah banyaknya parameter.

Residual dikatakan *white noise* jika mempunyai varian yang konstan dan residual tidak berkorelasi satu sama lain atau residual bersifat homogen serta berdistribusi normal. Pengujian *white noise* dilakukan dengan memodelkan kembali residual yang diperoleh dari pemodelan. Berikut hipotesis pengujian *white noise* menggunakan Ljung-Box (Wei, 2006).

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k$  (Residual *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0$  dengan  $k = 1, 2, \dots, K$   
(Residual tidak *white noise*)

Statistik Uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}k^2}{n-k} \quad (14)$$

Dengan:

$Q$  : Statistik uji Ljung-Box

$n$  : Jumlah data pengamatan

$\hat{\rho}k^2$  : ACF residual lag ke- $k$

Kriteria Uji:

$H_0$  ditolak jika  $Q > X_{\alpha; K-p-q}^2$  atau p-value  $< \alpha$ .

Pengujian ini berfungsi untuk mengetahui *error* dari peramalan dengan model GSTAR mengikuti distribusi normal multivariat atau tidak. Apabila pada plot diperoleh sebaran residual mendekati garis lurus maka residual mengikuti distribusi normal multivariat. Selain menggunakan plot, untuk melihat residual-residual berdistribusi normal atau tidak dapat dilakukan uji formal menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov, *Skewness*, dan *Kurtosis*.

Salah satu tujuan dari pemodelan GSTAR adalah peramalan pada periode mendatang. Fungsi peramalan dinotasikan dengan  $\hat{Z}_t(l)$ . Notasi  $\hat{Z}_t(l)$  mendefinisikan bahwa

peramalan yang dibuat dari awal pengamatan  $t$  yang terjadi pada *lead time*  $l$ . Secara umum peramalan model GSTAR untuk  $l$  periode kedepan atau  $t = t + l$  dapat ditulis seperti persamaan berikut:

$$\hat{Z}_t(l) = \sum_{k=1}^p [\Phi_{ko} Z_{t-k} + \sum_{\ell=1}^{\lambda_s} \Phi_{k\ell} W^{(\ell)} Z_{t-k}] \quad (15)$$

Menurut Makridakis *et al.* (2000), salah satu ukuran yang digunakan untuk mengukur ketepatan peramalan adalah sMAPE (*symmetric Mean Absolute Percentage Error*). Evaluasi hasil peramalan bertujuan untuk melihat performa data *testing* dalam peramalan model runtun waktu. Misalkan  $Y_t$  dan  $\hat{Y}_t$  menunjukkan nilai aktual dan nilai prediksi pada titik data  $t$ , maka sMAPE dapat didefinisikan sebagai berikut (Makridakis *et al.*, 2000):

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{(|Y_t| + |\hat{Y}_t|)/2} \times 100\% \quad (16)$$

Dengan,

$Y_t$  : Nilai aktual pada waktu ke- $t$

$\hat{Y}_t$  : Nilai prediksi pada waktu ke- $t$

$N$  : Banyaknya observasi

sMAPE memiliki batas bawah sebesar 0% dan batas atas sebesar 200%. sMAPE akan secara otomatis mencapai nilai batas atas apabila nilai aktualnya bernilai 0 atau mendekati 0. sMAPE merupakan pengembangan dari MAPE, sehingga nilai evaluasi untuk sMAPE sama dengan MAPE (Makridakis *et al.*, 2000). Nilai evaluasi yang dihasilkan mempunyai kriteria yang terdapat pada Tabel 3 (Chen *et al.*, 2017).

**Tabel 3.** Skala Penilaian Tingkat Akurasi Peramalan

sMAPE	Tingkat Akurasi Peramalan
< 10%	Peramalan Sangat Akurat
10% < x ≤ 20%	Peramalan Akurat
20% < x ≤ 50%	Peramalan Cukup Akurat
> 50%	Peramalan Tidak Akurat

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh melalui BPS Provinsi Jawa Barat, BPS Provinsi Jawa Tengah, dan BPS Provinsi Jawa Timur. Penelitian ini menggunakan data penerbangan domestik pada tiga bandar udara di Pulau Jawa yang meliputi Kota Bandung, Kota Semarang, dan Kota Surabaya. Data yang digunakan merupakan data bulanan periode 1 Januari 2014 sampai dengan 31 Desember 2020 sebagai data *training* dan periode 1 Januari 2021 sampai dengan 31 Desember 2021 sebagai data *testing*.

Pengolahan data penelitian ini menggunakan *software* RStudio, Minitab 18, dan SAS 9.4 dengan langkah analisis sebagai berikut:

1. Menentukan data deret waktu dan lokasi yang akan digunakan dalam penelitian.
2. Melakukan uji korelasi antar lokasi.
3. Melakukan identifikasi stasioner, jika proses tidak stasioner maka dilakukan transformasi *box-cox* (tidak stasioner dalam varian) dan *differencing* (tidak stasioner dalam *mean*).
4. Menentukan orde GSTAR.
5. Menerapkan bobot lokasi pada GSTAR dengan menggunakan bobot invers jarak.
6. Melakukan estimasi parameter model GSTAR menggunakan OLS dengan langkah-langkah sebagai berikut:
  - a. Mengestimasi parameter GSTAR.

- b. Melakukan uji signifikansi parameter GSTAR.
7. Melakukan *Diagnostic Checking Model* GSTAR menggunakan uji asumsi *white noise* dan asumsi multivariat normal.
8. Melakukan peramalan dengan model GSTAR terbaik dan menghitung nilai sMAPE.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penerbangan domestik yang diambil dari tiga Badan Pusat Statistik di Pulau Jawa, yaitu Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat, Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah, dan Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur. Data yang digunakan merupakan data *training* periode Januari 2014 hingga periode Desember 2020.

**Tabel 4.** Data Penerbangan Domestik

Variabel	N	Statistik Deskriptif					
		Mean	Std Dev	Jumlah	Minimum	Maksimum	Label
z1	84	915,25	210,11	76881	77	1301	BANDUNG
z2	84	1256	553,87	105515	53	2337	SEMARANG
z3	84	1110	403,88	93228	1	1886	SURABAYA

Tabel 4 menunjukkan rata-rata penerbangan domestik tertinggi yaitu di Bandar Udara Ahmad Yani Semarang sebanyak 1256 penerbangan, sedangkan rata-rata penerbangan domestik terendah yaitu di Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung sebanyak 916 penerbangan. Keheterogenan tertinggi yaitu di Bandar Udara Ahmad Yani Semarang mencapai 553,87. Tabel 4 menunjukkan bahwa standar deviasi ketiga bandar udara tersebut lebih kecil dibandingkan dengan rata-ratanya, artinya tingkat penyimpangannya pun rendah. Nilai maksimum dan nilai minimum pada tiga bandar udara mengalami fluktuasi, dengan nilai maksimum tertinggi terdapat di Bandar Udara Ahmad Yani Semarang yaitu 2337 penerbangan dan nilai minimum tertinggi terdapat di Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung yaitu 77 penerbangan.

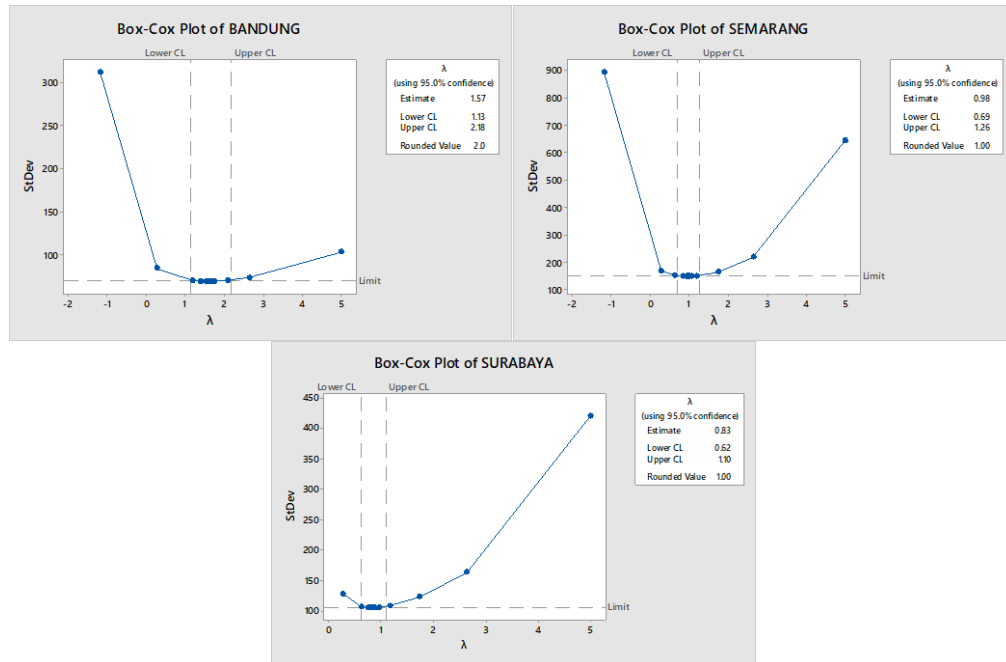
Nilai koefisien korelasi untuk Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung, Bandar Udara Ahmad Yani Semarang, dan Bandar Udara Juanda Surabaya sebagai berikut:

**Tabel 5.** Nilai Korelasi Antar Bandar Udara

	Koefisien Korelasi <i>Pearson</i>		
	z1	z2	z3
z1	1	0,77	0,71
BANDUNG		< 0,0001	< 0,0001
z2	0,77	1	0,77
SEMARANG	< 0,0001		< 0,0001
z3	0,71	0,77	1
SURABAYA	< 0,0001	< 0,0001	

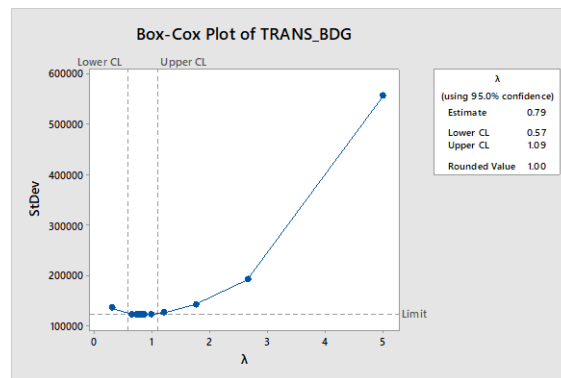
Tabel 5 menunjukkan bahwa nilai *p-value* dari semua bandar udara ( $< 0,0001$ ) kurang dari  $\alpha = 0,05$  sehingga dapat disimpulkan bahwa semua bandar udara saling berpengaruh. Nilai koefisien korelasi ketiga bandar udara tersebut  $> 0,7$  maka dapat disimpulkan bahwa terdapat keterkaitan yang kuat antara bandar udara yang satu dengan bandar udara yang lain.

Pengujian stasioneritas dalam varian untuk Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung, Bandar Udara Ahmad Yani Semarang, dan Bandar Udara Juanda Surabaya dapat dilihat pada Gambar 1 dibawah ini.



**Gambar 1.** Box Cox Transformation Data Penerbangan Domestik

Plot *box-cox* pada Gambar 1 menunjukkan bahwa masing-masing nilai *rounded value* untuk data penerbangan domestik di Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung yaitu 2,00, Bandar Udara Ahmad Yani Semarang yaitu 1,00, dan Bandar Udara Juanda Surabaya yaitu 1,00. Hal tersebut menyatakan bahwa nilai *rounded value* salah satu bandar udara  $\neq 1$  sehingga data belum stasioner dalam varian dan perlu dilakukan transformasi. Data hasil transformasi untuk Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung dapat dilihat di bawah ini.



**Gambar 2.** Box Cox Transformation Setelah Transformasi

Gambar 2 menghasilkan nilai *rounded value* sebesar 1,00 untuk Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung, maka dapat disimpulkan bahwa data penerbangan domestik untuk semua bandar udara sudah stasioner dalam varian. Pengujian stasioneritas dalam mean dilakukan dengan metode *Augmented Dickey Fuller (ADF) Test* diperoleh nilai *p-value* sebesar 0,01 untuk masing-masing bandara sehingga dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner dalam *mean*. Selain menggunakan *ADF Test*, pengujian stasioneritas dalam *mean* juga dilakukan menggunakan plot *MCCF* dengan hasil di bawah ini.



Schematic Representation of Cross Correlations													
Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
z1	+..	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	+..
z2	+. .	-. .	-. .	+..	-. .	...	...	...	...	...	...	...	...
z3	..+	...	-. .	+..	...	...	...	...	...	...	...	...	...

+ is > 2\*std error, - is < -2\*std error, . is between

**Gambar 3.** Skema Plot MCCF Data Transformasi Setelah *Differencing* 1

Gambar 3 menunjukkan bahwa tanda (.) lebih banyak dibandingkan tanda (+) dan tanda (-). Banyaknya tanda (.) yaitu 107, banyaknya tanda (+) yaitu 6, dan banyaknya tanda (-) yaitu 4. Hal tersebut menunjukkan bahwa tidak adanya korelasi yang ditandai dengan lebih banyaknya tanda (.) dibandingkan dengan tanda (+) maupun tanda (-). Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa data sudah stasioner dalam *mean* dengan menggunakan *differencing* 1.

Menurut Wutsqa (2010) pemilihan orde spasial model GSTAR pada umumnya terbatas pada orde 1 karena jika menggunakan orde yang lebih tinggi akan sulit diinterpretasikan, sehingga untuk orde spasial dibatasi pada orde spasial 1. Orde waktu dapat ditentukan oleh nilai *Akaike Information Criterion* (AIC).

**Tabel 6.** Nilai *Akaike Information Criterion* (AIC)

Minimum Information Criterion						
Lag	MA 0	MA 1	MA 2	MA 3	MA 4	MA 5
AR 0	48.384877	47.911368	47.782465	47.597783	47.666934	47.629486
AR 1	45.51709	45.521294	45.721787	45.818424	46.034174	46.146946
AR 2	45.652492	45.693945	45.908346	45.94042	46.151207	46.34265
AR 3	45.914781	45.898246	46.123296	46.204695	46.344993	46.573291
AR 4	45.972322	45.854056	46.014828	46.213389	46.603469	46.893008
AR 5	45.994812	45.977414	46.185286	46.499312	46.869522	47.328747

Penentuan orde waktu (AR) dapat menggunakan nilai AIC minimum atau terkecil. Pada Tabel 6 menunjukkan bahwa nilai AIC minimum atau terkecil terletak pada AR (1) dan MA (0). Berdasarkan hal tersebut, analisis lebih lanjut menggunakan AR (1) dan orde spasial menggunakan orde 1.

Pemodelan GSTAR untuk data penerbangan domestik pada tiga bandar udara di Pulau Jawa menggunakan bobot yang paling umum digunakan, yaitu bobot invers jarak.

**Tabel 7.** Hasil Perhitungan Bobot *Invers* Jarak

Bandar Udara	Tujuan	$d_{i,j}$	$\frac{1}{d_{i,j}}$	$w_{i,j}$
Husein Sastranegara Bandung	Ahmad Yani Semarang	2,799	0,357	0,649
	Juanda Surabaya	5,131	0,195	0,353
Ahmad Yani Semarang	Husein Sastranegara Bandung	2,799	0,357	0,457
	Juanda Surabaya	2,353	0,425	0,543
Juanda Surabaya	Husein Sastranegara Bandung	5,131	0,195	0,315
	Ahmad Yani Semarang	2,353	0,425	0,685

Tabel 7 merupakan pembobotan invers jarak yang dapat dituliskan dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$W_{i,j} = \begin{bmatrix} 0 & 0,649 & 0,353 \\ 0,457 & 0 & 0,543 \\ 0,315 & 0,685 & 0 \end{bmatrix}$$

**Tabel 8.** Estimasi Parameter

Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value
$\phi_{10}^1$	0,89883	0,09862	9,114	0,00000
$\phi_{10}^2$	0,81146	0,06421	12,638	0,00000
$\phi_{10}^3$	0,81365	0,08207	9,914	0,00000
$\phi_{11}^1$	0,08995	0,09305	2,315	0,00465
$\phi_{11}^2$	0,17637	0,06259	2,818	0,00523
$\phi_{11}^3$	0,19003	0,09093	2,090	0,03767

Persamaan GSTAR (1<sub>1</sub>)-I(1) yang dapat dibentuk dari tabel di atas untuk masing-masing bandar udara yaitu sebagai berikut:

- Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung  
 $\hat{Z}_1(t) = 0,89883 Z_1(t - 1) + 0,05838 Z_2(t - 1) + 0,03175 Z_3(t - 1) + e_1(t)$
- Bandar Udara Ahmad Yani Semarang  
 $\hat{Z}_2(t) = 0,0806 Z_1(t - 1) + 0,81146 Z_2(t - 1) + 0,09577 Z_3(t - 1) + e_2(t)$
- Bandar Udara Juanda Surabaya  
 $\hat{Z}_3(t) = 0,05986 Z_1(t - 1) + 0,13017 Z_2(t - 1) + 0,81365 Z_3(t - 1) + e_3(t)$

**Tabel 9.** Hasil Pengujian *White Noise*

Bandar Udara	p-value
Husein Sastranegara Bandung	0,1145
Ahmad Yani Semarang	0,9035
Juanda Surabaya	0,8085

Tabel 9 menunjukkan bahwa nilai *p-value* untuk Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung sebesar 0,1145, Bandar Udara Ahmad Yani Semarang sebesar 0,9035, dan Bandar Udara Juanda Surabaya sebesar 0,8085. Nilai *p-value* tersebut lebih besar dari  $\alpha$  (0,05) sehingga model sudah memenuhi asumsi residual *white noise* dan layak untuk peramalan.

Pengujian residual multivariat normal menggunakan Uji *Skewness* dan Uji *Kurtosis*. Nilai *p-value* Uji *Skewness* sebesar 0,973 dan nilai *p-value* Uji *Kurtosis* sebesar 0,441. Hal tersebut mengindikasikan bahwa uji residual multivariat normal telah terpenuhi, yang artinya residual berdistribusi normal.

Hasil peramalan penerbangan domestik menggunakan model GSTAR (1<sub>1</sub>)-I(1) dapat dilihat pada Tabel 10 di bawah ini.

**Tabel 10.** Hasil Peramalan Penerbangan Domestik

Periode	$\hat{Z}_1(t)$	$\hat{Z}_2(t)$	$\hat{Z}_3(t)$
85	744,6475	584,6451	409,6510
86	548,7064	542,6744	363,2917
87	317,9000	433,6013	343,6417
88	344,0840	422,7737	320,2093
89	448,3380	335,4383	305,6324
90	569,8722	391,7313	336,7762
91	515,2681	415,0800	365,4582

92	495,8996	448,2950	330,5909
93	491,6462	556,0735	334,4975
94	495,4763	524,0642	411,7741
95	632,3913	601,3591	490,8497
96	708,4831	697,6681	551,3767

Berikut ini ditunjukkan nilai sMAPE hasil peramalan penerbangan domestik pada tiga bandar udara di Pulau Jawa menggunakan bobot invers jarak.

**Tabel 11.** Nilai sMAPE pada Hasil Peramalan

Bandar Udara	sMAPE
Husein Sastranegara Bandung	2,60%
Ahmad Yani Semarang	4,18%
Juanda Surabaya	9,89%

Hasil peramalan pada Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung memiliki nilai sMAPE sebesar 2,60%, pada Bandar Udara Ahmad Yani Semarang sebesar 4,18%, dan pada Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung sebesar 9,89%. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa hasil peramalan pada Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung sangat akurat, hasil peramalan pada Bandar Udara Ahmad Yani sangat akurat, dan hasil peramalan pada Bandar Udara Juanda Surabaya juga sangat akurat.

## 5. PENUTUP

Beberapa kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil pembahasan sebelumnya adalah:

- Pemodelan untuk masing-masing bandar udara diperoleh sebagai berikut:
  - Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung
$$\hat{Z}_1(t) = 0,89883Z_1(t-1) + 0,05838Z_2(t-1) + 0,03175Z_3(t-1) + e_1(t)$$
  - Bandar Udara Ahmad Yani Semarang
$$\hat{Z}_2(t) = 0,0806Z_1(t-1) + 0,81146Z_2(t-1) + 0,09577Z_3(t-1) + e_2(t)$$
  - Bandar Udara Juanda Surabaya
$$\hat{Z}_3(t) = 0,05986Z_1(t-1) + 0,13017Z_2(t-1) + 0,81365Z_3(t-1) + e_3(t)$$
- Hasil peramalan pada Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung memiliki nilai sMAPE sebesar 2,60%, pada Bandar Udara Ahmad Yani Semarang sebesar 4,18%, dan pada Bandar Udara Husein Sastranegara Bandung sebesar 9,89%. Berdasarkan hasil peramalan yang memiliki nilai sMAPE < 10%, maka dapat dikatakan bahwa model tersebut memiliki tingkat akurasi peramalan sangat akurat.

Beberapa saran yang diambil berdasarkan hasil pembahasan sebelumnya dan dapat dijadikan bahan untuk penelitian selanjutnya adalah:

- Penelitian ini diharapkan agar perusahaan penerbangan dapat mengambil tindakan yang tepat sasaran untuk mengantisipasi kerugian perusahaan yang disebabkan oleh penurunan jumlah penerbangan.
- Penelitian ini dapat dilanjutkan menggunakan pemodelan dengan *seemingly unrelated regression*, *kalman filter*, atau *neural network* yang digabungkan dengan model GSTAR dikarenakan terdapat unsur waktu dan lokasi pada data keseluruhan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Amin, P.A. (2013). Analisis Pengaruh Tarif Penerbangan, Jumlah Penerbangan, dan Pendapatan Per Kapita dalam Meningkatkan Jumlah Penumpang. *Jurnal Bisnis Strategi*, 22(1).
- Borovkova et al. (2008). *Consistency and Asymptotic Normality of Least Square Estimators in Generalized STAR Models*. *Statistica Neerlandica*, 62(4), 482-508.

- Chen, C., Twycross, J., & Garibaldi, J.M. (2017). *A New Accuracy Measure Based on Bounded Relative Error for Time Series Forecasting*. *PLoS ONE*, 2(3).
- Cryer, J.D., & Chan, K.S. (2008). *Time Series Analysis: With Application in R: Second Edition*. USA: Springer Science dan Business Media, LLC.
- Makridakis, S., S.C. Wheelwright., & V.E. McGee. (1992). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Erlangga.
- Pfeifer, P.E. & Deutsch, S.J. (1980). *A Three-Stage Iterative Procedure for Space-Time Modeling*. *Technometrics*, 22(1), 35-47.
- Ruchjana *et al.* (2018). *Implementation of Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)-Kriging Model for Predicting Rainfall Data at Unobserved Locations in West Java*. *Applied Mathematics and Information Sciences an International Journal*, 12(3), 607-615.
- Schober, P., Boer, C., & Schwarte, L.A. (2018). *Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation*. *Correlation Coefficient in Medical Research*, 30(30), 1763-1768.
- Soejoeti. (1987). *Analisis Runtun Waktu*. Jakarta: Karunika Jakarta.
- Wei, W. (2006). *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*. Amerika: Pearson Education, Inc.