

Penerapan Pemodelan Space-Time Pada Data Inflasi Bulanan Di DKI Jakarta, Depok, Dan Bogor Tahun 2017-2021

Dwi Retno Puspita Sari¹

¹ Institut Agama Islam Negeri Metro

Jl. KH Dewantara 15A Iringmulyo, Metro Timur, Kota Metro, Lampung 34111

*Korespondensi penulis : dwiretno.ps@gmail.com

Abstrak

Inflasi merupakan kondisi dimana komoditas harga mengalami peningkatan secara terus menerus, serta peningkatan harga barang dan jasa yang terjadi cenderung meluas dan berakibat pada harga barang lainnya. Perkembangan mengenai analisis deret waktu memunculkan pemikiran bahwa data tidak hanya mempunyai keterikatan pada waktu sebelumnya, tetapi juga lokasi. Gabungan dari kedua metode tersebut selanjutnya disebut dengan model space-time. Model space time yang sering digunakan adalah STAR (*Space Time Autoregressive*) dan GSTAR (*Generalized Space Time Autoregressive*). Pada model STAR lebih sesuai untuk lokasi homogen, sedangkan model GSTAR digunakan pada data dengan karakter heterogen. Pada penentuan model untuk data tingkat inflasi bulanan tahun 2017-2021 di wilayah DKI Jakarta, Depok, dan Bogor diperoleh kandidat model STARIMA (1,1) dan GSTARIMA (1,1). Berdasarkan nilai RMSE masing-masing model, diperoleh kesimpulan bahwa model STARIMA (1,1) lebih baik digunakan karena memiliki nilai RMSE yang lebih kecil dibanding GSTARIMA (1,1).

Kata Kunci: *Inflasi, Space time autoregressive, Generalized space time autoregressive, Root mean square error*

Abstract

Inflation is a condition where commodity prices experience a continuous increase, and increases in the prices of goods and services that occur tend to expand and result in the prices of other goods. Developments regarding time series analysis led to the idea that data does not only have an attachment to the previous time, but also location. The combination of these two methods is hereinafter referred to as the space-time model. The space time models that are often used are STAR (Space Time Autoregressive) and GSTAR (Generalized Space Time Autoregressive). The STAR model is more suitable for homogeneous locations, while the GSTAR model is used for data with heterogeneous characteristics. In determining the model for monthly inflation rate data for 2017-2021 in DKI Jakarta, Depok and Bogor, the candidate models STARIMA (1.1) and GSTARIMA (1.1) were obtained. Based on the RMSE value of each model, it can be concluded that the STARIMA model (1.1) is better to use because it has a smaller RMSE value than GSTARIMA (1.1).

Keywords: *Inflation, Space time autoregressive, Generalized space time autoregressive, Root mean square error*

1. Pendahuluan

Salah satu yang menjadi faktor penentu laju pertumbuhan perekonomian suatu negara adalah stabilitas harga. Di Indonesia sendiri masalah perubahan stabilitas harga atau inflasi tentunya memiliki dampak pada perekonomian masyarakat. Dampak perubahan laju inflasi ini dapat dikategorikan sebagai dampak positif dan negatif. Pada kasus inflasi ringan, dampak yang terjadi bisa saja mengarah pada dampak positif seperti adanya peningkatan pendapatan nasional. Sedangkan pada kasus inflasi parah, dampak yang ditimbulkan cenderung mengarah ke negatif karena kenaikan harga barang terjadi dengan cepat [1].

Menurut penelitian [2], inflasi merupakan kondisi dimana komoditas harga mengalami peningkatan secara terus menerus. Inflasi juga dapat dikatakan terjadi apabila peningkatan harga barang dan jasa yang terjadi cenderung meluas dan berakibat pada harga-harga barang lainnya. Oleh karena itu, pemerintah cenderung memberikan perhatian besar terhadap laju inflasi agar tidak terjadi peningkatan.

Inflasi dapat terjadi karena adanya peningkatan permintaan hasil produksi barang dan jasa oleh masyarakat yang biasa disebut demand pull inflation, serta karena peningkatan harga barang produksi yang biasa disebut cost push inflation. Inflasi juga dapat disebabkan oleh perdagangan internasional [1]. Perhitungan inflasi dilakukan berdasar pada perubahan indeks harga konsumen (IHK) yang selanjutnya dibagi lagi menjadi kelompok bahan konsumsi seperti bahan makanan dan non konsumsi seperti transportasi [3].

Mayoritas negara berkembang pada umumnya memiliki masalah inflasi yang tinggi serta perlambatan laju perekonomian. Menurut [4], laju pertumbuhan inflasi selalu diupayakan rendah agar tidak mengakibatkan ketidakstabilan ekonomi. Sejalan dengan penelitian sebelumnya, menurut [5] terdapat beberapa indikator mikro ekonomi yakni nilai tukar, pertumbuhan ekonomi, defisit neraca perdagangan dan inflasi. Menurutnya, inflasi memberikan pengaruh yang cukup besar terhadap kemajuan system perekonomian suatu negara. Hal tersebut dikarenakan bahwa inflasi yang rendah dan stabil dapat mendorong konsumen dalam meningkatkan daya beli barang dan jasa, serta mendorong produsen dalam melakukan produksi [6].

Menurut [7], peramalan merupakan salah satu metode dalam memprediksi periode kedepan melalui pendekatan kuantitatif atau kualitatif yang berdasarkan pada nilai variabel di masa lalu. Data spasial merupakan data hasil pengamatan yang berkaitan dengan lokasi serta memiliki kemiripan karakteristik. Perkembangan mengenai analisis deret waktu pada saat ini semakin berkembang dengan menggabungkan antara periode waktu dengan lokasi pengamatan. Gabungan dari kedua metode tersebut selanjutnya disebut dengan model *space-time* [8]. Model *space-time* yang sering digunakan adalah STAR (*Space Time Autoregressive*) dan GSTAR (*Generalized Space Time Autoregressive*). Pada

model STAR cenderung digunakan pada data dengan lokasi homogen, sedangkan pada model GSTAR digunakan pada kasus data dengan karakter lokasi yang heterogen [9].

2. Metode Penelitian

2.1 Landasan Teori

A. Metode Space Time Autoregressive (STAR)

Model *space time* merupakan pengembangan metode deret waktu multivariat dengan menggabungkan faktor waktu dan lokasi data yang digunakan. Salah satu pendekatan untuk menyelesaikan data deret waktu dan lokasi adalah model *Space Time Autoregressive* (STAR) dan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Pada model STAR, parameter *space time* yang digunakan cenderung homogen untuk keseluruhan lokasi penelitian yang digunakan [10]. Secara umum, model STAR dapat ditulis dengan:

$$Z_{(t)} = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_k} \phi_{sk} W^{(l)} Z_{(t-k)} + \varepsilon_t$$

dimana:

$Z_{(t)} = (Z_{1(t-1)}, \dots, Z_{N(t)})$: vektor pengamatan di N lokasi dengan $E[Z_{(t)}] = 0$

ϕ_{kl} : parameter autoregressive pada lag waktu k dan lag spasial l

$W^{(l)}$: matriks bobot lag spasial l

$\varepsilon_{(t)} = (\varepsilon_{1(t)}, \dots, \varepsilon_{N(t)})$: vektor galat pada saat t , $\varepsilon \sim \text{i.i.d. } N$ dengan rata-rata 0 dan kovariansi konstan

Pada dasarnya model *space time* telah banyak digunakan dalam penelitian, baik dalam kajian sosial maupun ilmu pengetahuan. Penelitian dengan menggunakan metode STAR pernah dilakukan oleh [11] pada kasus jumlah penderita DBD di Provinsi Sulawesi Barat. Hasil dari penelitian diperoleh metode terbaik dengan menggunakan model STAR₅ (11) dengan pembobot lokasi seragam.

B. Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)

Pengembangan dari model STAR selanjutnya memunculkan model GSTAR, dimana karakteristik lokasi yang digunakan cenderung lebih heterogen dengan model umum yang sama [12]. Misal $Z_{(t)} = (Z_{1(t-1)}, \dots, Z_{N(t)})^t$ adalah vektor waktu dari N lokasi, maka model GSTAR ($p; \lambda_1, \dots, \lambda_p$) dengan model *space time* $z(t)$ yang memenuhi adalah [13] :

$$Z_{(t)} = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_k} \phi_{kl} W^{(l)} Z_{(t-k)} + \varepsilon_t$$

dimana:

p : deret waktu autoregressive

λ_k : data spasial autoregressive ke k

ϕ_{kl} : parameter autoregressive pada lag waktu k dan lag spasial l , dengan elemen diagonal $(\phi_{kl^1}, \dots, \phi_{kl^N})$

$W^{(l)}$: matriks bobot ukuran $N \times N$ untuk orde spasial l (dimana $l = 0, 1, \dots, N$) dengan $W^{(0)}$ adalah matriks identitas I dengan ukuran $N \times N$

$Z_{(t)}$: vektor acak berukuran $N \times 1$ pada waktu t

$\varepsilon_{(t)}$: vektor galat pada saat t dan lokasi ke- i .

Model GSTAR secara umum didefinisikan sebagai berikut:

$$Z(t) = [\phi_{k0} + W]Z_{(t-k)} + \varepsilon_t$$

dengan:

$$\phi_{k0} = \text{diag}(\phi_{k0}^1, \dots, \phi_{k0}^N), \phi_{k1} = \text{diag}(\phi_{k1}^1, \dots, \phi_{k1}^N), \text{ dan } W_{ii}=0, \sum_{i \neq j} W_{ij} = 1$$

C. Matriks Pembobot

Matriks pembobot merupakan matriks bujur sangkar untuk menghasilkan kesalahan prediksi yang kecil. Syarat dalam penentuan matriks pembobot yakni $w_{ii}^k = 0$ dan $\sum_{i \neq j} w_{ij}^k = 1$. Pembobotan W_{ij} pada lag spasial 1 dinyatakan oleh W berupa matriks bujur sangkar ($N \times N$) sebagai berikut [14] :

$$W = \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & \dots & w_{1N} \\ w_{21} & 0 & \dots & w_{2N} \\ \vdots & & & \vdots \\ w_{N1} & w_{N2} & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

Pembobot yang sering digunakan yakni bobot seragam berdasarkan banyaknya lokasi pengamatan lain di sekitar lokasi pengamatan tertentu. Penentuan bobot seragam adalah sebagai berikut:

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{N} & , \text{ jika } i \text{ dan } j \text{ merupakan tetangga terdekat} \\ 0 & , \text{ jika lainnya} \end{cases}$$

dengan N menyatakan banyaknya tetangga terdekat dari lokasi i pada lag spasial 1. Sifat-sifat matriks bobot seragam diantaranya:

$$w_{ij} > 0$$

$$\sum_{j=1}^N w_{ij} = 1, \text{ untuk setiap } i \text{ dan } \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} = N$$

diagonal matriks bobot W adalah nol [15].

D. Akurasi Model

Sebagai penentuan nilai kebaikan atau akurasi model digunakan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE). Metode RMSE merupakan salah satu metode yang banyak digunakan dalam mengevaluasi metode peramalan. Tujuannya untuk mengukur tingkat akurasi hasil peramalan suatu model peramalan. Nilai RMSE diperoleh dengan menghitung nilai rata-rata kuadrat dari jumlah eror prediksi. Persamaan RMSE dituliskan sebagai berikut [16]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i^n (\hat{y}_i - y_i)^2}$$

Dimana,

\hat{y}_i = nilai peramalan yang diperoleh

y_i = nilai aktual

n = banyak data yang digunakan dalam peramalan

2.2 Metodologi Penelitian

Data yang digunakan dalam analisis paper ini merupakan data sekunder berupa nilai inflasi bulanan tahun 2017-2021 di wilayah DKI Jakarta, Depok, dan Bogor sehingga data yang digunakan adalah 60 data. Tahapan analisis yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Eksplorasi data

Pada tahap ini, data inflasi sebanyak 60 data dibagi menjadi 2 bagian, yakni 58 data pertama sebagai penduga model dan 12 data terakhir sebagai peramalan. Selain itu, pada tahap ini dihitung korelasi antar masing-masing lokasi untuk kemudian dibentuk plot datanya. Pengujian kestasioneran data juga perlu dilakukan, yakni terhadap ragam dan rata-rata. Stasioner terhadap ragam dilakukan dengan menggunakan uji Levene test, sedangkan stasioner terhadap rata-rata dilakukan dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

2. Penentuan Ordo Model

Penentuan ordo STARIMA dan GSTARIMA dilakukan dengan menggunakan pendekatan Vector Autoregressive (VAR). Secara umum, ordo terbaik yang digunakan dalam model adalah ordo AR dengan nilai respon lag terkecil. Ordo model yang diperoleh kemudian digunakan sebagai ordo dalam pemodelan STARIMA dan GSTARIMA.

3. Pembentukan Matriks Pembobot

Matriks pembobot yang digunakan dalam analisis merupakan matriks seragam. Penentuan ini dilakukan dengan pertimbangan bahwa data bersifat homogen karena berada pada posisi berdekatan.

4. Penentuan Parameter Dugaan

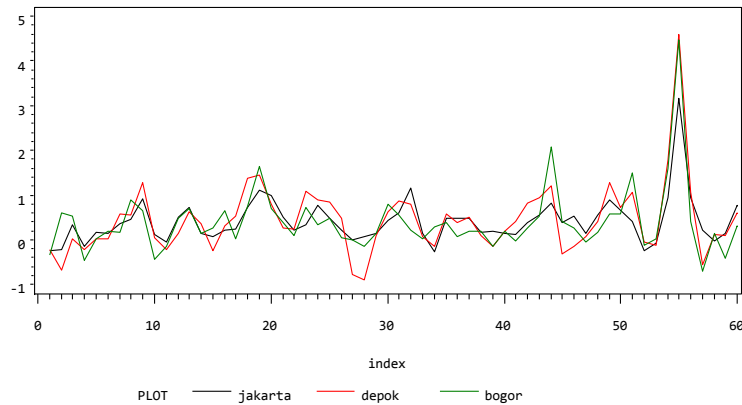
Parameter dugaan diperoleh berdasarkan analisis dugaan model yang telah dilakukan. Semakin besar ordo pada model yang digunakan maka akan semakin banyak parameter yang diduga.

5. Penentuan Model Terbaik

Model terbaik ditentukan dengan kriteria nilai RMSE model mana yang terkecil. Semakin kecil nilai RMSE yang diperoleh dari model, maka semakin baik model untuk digunakan dalam peramalan.

3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan tahapan analisis yang telah dilakukan pada data, maka diperoleh hasil eksplorasi data sebagai berikut:



Gambar 1. Hasil Plot Pola Data

Berdasarkan plot di atas, maka diketahui bahwa data inflasi di ketiga lokasi sudah stasioner, baik dalam ragam maupun dalam rata-rata. Dari plot di atas juga terlihat bahwa data inflasi di ketiga lokasi memiliki pola data yang sama, sehingga dapat disimpulkan bahwa ketiga lokasi saling mempengaruhi dan saling berkorelasi. Selain melalui plot sebaran data di atas, uji stasioner dan korelasi juga dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk stasioner rata-rata, uji Levene untuk stasioner ragam, dan *Pearson-correlation* untuk mengetahui korelasi antar lokasi. Hasil dari pengujian diketahui bahwa data ketiga lokasi telah stasioner dalam rata-rata, ragam, dan saling berkorelasi.

Tabel 1. Hasil Uji ADF, Levene, dan Pearson

Wilayah	Levene	ADF	Pearson
DKI Jakarta	0,07084	0,01	0,000
Depok	0,1241	0,01	0,000
Bogor	0,09522	0,01002	0,000

Penentuan ordo model STARIMA dan GSTARIMA dapat dilakukan dengan menggunakan *Vector Autoregressive* atau VAR. Berdasarkan tabel di atas, ordo *space time* yang digunakan merupakan ordo varima terkecil, yakni AR (1). Maka, model yang akan dibentuk adalah STAR (1) dan GSTAR (1).

Tabel 2. Ordo VAR

Lag	Minimum Information Criterion					
	MA 0	MA 1	MA 2	MA 3	MA 4	MA 5
AR 0	-6,8962	-6,3212	-6,2234	-5,7893	-5,2180	-5,2937
AR 1	-6,9653	-6,3224	-6,1064	-5,5301	-4,9346	-4,4429
AR 2	-6,9251	-6,1518	-5,8558	-5,2316	-4,5099	-3,8223
AR 3	-6,4133	-5,8598	-5,3255	-4,5364	-3,4600	-2,2794
AR 4	-6,1067	-5,5401	-4,5548	-3,4066	-1,6643	-0,3194
AR 5	-5,7286	-4,8935	-3,8833	-2,6980	-0,0372	3,0258

Pada pembentukan bobot matrik spasial, pembobot yang digunakan hanya dibatasi pada ordo 1. Hal ini dilakukan karena pemberian bobot matrik lebih dari 1 akan sulit diterapkan, selain itu pemberian bobot seragam cenderung dilakukan pada data yang lokasinya homogen atau berjarak lokasi sama. Asumsi dari pembobotan ini adalah, bahwa bobot suatu lokasi terhadap dirinya sendiri adalah nol. Berdasarkan lokasi antara DKI Jakarta, Depok, dan Bogor yang ada maka matrik pembobot yang diperoleh adalah:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Berdasar ordo VAR dan ordo spasial yang diperoleh pada analisis sebelumnya, model yang terbentuk adalah STARIMA (1,1) dan GSTARIMA (1,1). Pada tahap ini, pendugaan nilai parameter untuk model STARIMA dan GSTARIMA adalah:

Tabel 3. Parameter Model STARIMA

Parameter	
a	b
0,4137	0,2478

Tabel 4. Parameter Model GSTARIMA

Parameter					
a	b	c	d	e	f
0,4491	0,2957	0,2401	0,2913	0,5667	0,1063

Model STAR (1,1) yang diperoleh adalah:

$$Y_t = (\phi_{10} + \phi_{11}W^{(1)})Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

dimana:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \phi_{10} = \begin{bmatrix} 0,41 & 0 & 0 \\ 0 & 0,41 & 0 \\ 0 & 0 & 0,41 \end{bmatrix}, \quad \phi_{11} = \begin{bmatrix} 0,25 & 0 & 0 \\ 0 & 0,25 & 0 \\ 0 & 0 & 0,25 \end{bmatrix}$$

Jakarta : $\hat{Y}_1(t) = 0,41 Y_1(t-1) + 0,25 Y_2(t-1) + \varepsilon_t$

Depok : $\hat{Y}_2(t) = 0,41 Y_2(t-1) + 0,125 Y_1(t-1) + 0,125 Y_3(t-1) + \varepsilon_t$

Bogor : $\hat{Y}_3(t) = 0,41 Y_3(t-1) + 0,25 Y_2(t-1) + \varepsilon_t$

Nilai RMSE yang diperoleh dari analisis adalah:

Tabel 5. Nilai RMSE Model STARIMA (1,1)

Lokasi	RMSE
Jakarta	1,0422
Depok	1,4610
Bogor	1,5133

Nilai ramalan yang diperoleh dengan menggunakan STARIMA (1,1):

Tabel 6. Nilai Ramalan Dengan STARIMA (1,1)

Prediksi ke-	Jakarta	Bogor	Depok
1	0,2713	0,1653	0,2547
2	0,1532	0,1315	0,1595
3	0,0960	0,0939	0,1013
4	0,0630	0,0639	0,0654
5	0,0419	0,0427	0,0428
6	0,0279	0,0282	0,0282
7	0,0185	0,0186	0,0186
8	0,0123	0,0123	0,0123
9	0,0081	0,0081	0,0081
10	0,0054	0,0054	0,0053
11	0,0035	0,0035	0,0035
12	0,0023	0,0023	0,0023

Model GSTARIMA (1,1) yang terbentuk:

$$Y_t = (\phi_{10} + \phi_{11}W^1)Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

dimana,

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \phi_{10} = \begin{bmatrix} 0,45 & 0 & 0 \\ 0 & 0,24 & 0 \\ 0 & 0 & 0,57 \end{bmatrix}, \quad \phi_{11} = \begin{bmatrix} 0,3 & 0 & 0 \\ 0 & 0,3 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1 \end{bmatrix}$$

Jakarta : $\hat{Y}_1(t) = 0,45 Y_1(t-1) + 0,3 Y_2(t-1) + \varepsilon_t$
 Depok : $\hat{Y}_2(t) = 0,24 Y_2(t-1) + 0,15 Y_1(t-1) + 0,15 Y_3(t-1) + \varepsilon_t$
 Bogor : $\hat{Y}_3(t) = 0,57 Y_3(t-1) + 0,1 Y_2(t-1) + \varepsilon_t$

Nilai RMSE yang diperoleh adalah:

Tabel 7. Nilai RMSE Model GSTARIMA (1,1)

Lokasi	RMSE
Jakarta	1,044
Depok	1,462
Bogor	1,526

Nilai ramalan dengan menggunakan GSTARIMA (1,1):

Tabel 8. Nilai Ramalan Dengan GSTARIMA (1,1)

Prediksi ke-	Jakarta	Bogor	Depok
1	0,2988	0,1549	0,2649
2	0,1800	0,1144	0,1743
3	0,1146	0,0782	0,1144
4	0,0746	0,0521	0,0751
5	0,0489	0,0344	0,0493
6	0,0321	0,0226	0,0323
7	0,0211	0,0148	0,0212
8	0,0138	0,0097	0,0139
9	0,0091	0,0064	0,0091
10	0,0059	0,0042	0,0060
11	0,0039	0,0027	0,0039
12	0,0025	0,0018	0,0025

Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan hasil analisis di atas, model terbaik ditentukan dengan nilai RMSE terkecil dari model yang diperoleh. Dengan demikian, model terbaik yang dapat digunakan dalam peramalan adalah model STARIMA (1,1).

Tabel 9. Nilai RMSE Model STARIMA (1,1) dan GSTARIMA (1,1)

Lokasi	RMSE	
	STARIMA (1,1)	GSTARIMA (1,1)
Jakarta	1,0422	1,044
Depok	1,4610	1,462
Bogor	1,5133	1,526

4. Kesimpulan

Pada penentuan model untuk data tingkat inflasi bulanan tahun 2017-2021 di wilayah DKI Jakarta, Depok, dan Bogor diperoleh kandidat model STARIMA (1,1) dan GSTARIMA (1,1) dengan menggunakan pendekatan VAR. Berdasarkan nilai RMSE masing-masing model, diperoleh kesimpulan bahwa model STARIMA (1,1) lebih baik digunakan karena memiliki nilai RMSE yang lebih kecil dibanding GSTARIMA (1,1).

Saran pada penelitian berikutnya agar dapat dicobakan dengan metode lain, serta dengan periode waktu yang lebih Panjang. Dengan demikian dapat diketahui metode lain yang mungkin saja memberikan kesimpulan yang lebih baik.

Daftar Pustaka

- [1] D. Anggraeni and I. N. Dwiputri, "Variabel-variabel yang Mempengaruhi Inflasi di Indonesia," *J. Ekon. Pembang.*, vol. 11, no. 2, pp. 119–128, 2022, doi: 10.23960/jep.v11i2.490.
- [2] R. Riza, "Pengaruh Inflasi dan Tingkat Pengangguran terhadap Pertumbuhan Ekonomi Makro di Indonesia," *J. Ekon.*, vol. 21, no. 2, pp. 137–153, 2019.
- [3] Nur'Eni, D. Lusiyanti, and I. Gunawan, "Identifikasi Model Generalized Space-time

- Autoregressive (GSTAR) untuk Nilai Inflasi di Pulau Sulawesi," *J. Ilm. Mat. Dan Terap.*, vol. 18, no. 1, pp. 75–83, 2021, doi: 10.22487/2540766x.2021.v18.i1.15522.
- [4] A. Salim and Fadilla, "Pengaruh Inflasi Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Anggun Purnamasari," *Ekon. Sharia J. Pemikir. dan Pengemb. Ekon. Syariah*, vol. 7, no. 1, pp. 17–28, 2021, [Online]. Available: www.bps.go.id,
- [5] B. Martanto, S. Tan, and M. Syurya Hidayat, "Analisis tingkat inflasi di Indonesia Tahun 1998-2020 (pendekatan error correction model)," *J. Paradig. Ekon.*, vol. 16, no. 3, pp. 619–632, 2021, doi: 10.22437/jpe.v16i3.14360.
- [6] A. Tul Ramadani, Junaidi, and Z. Eliza, "Pengaruh pertumbuhan UMKM, inflasi, dan tingkat pengangguran terhadap pertumbuhan ekonomi di Indonesia," *J. Investasi Islam*, vol. 5, no. 2, pp. 153–173, 2021, doi: 10.32505/jii.v5i2.2392.
- [7] E. Choiriyah, U. Dyah Syafitri, and I. Made Sumertajaya, "PENGEMBANGAN MODEL PERAMALAN SPACE TIME * Studi Kasus: Data Produksi Padi di Sulawesi Selatan," *Indones. J. Stat. Its Appl.*, vol. 4, no. 4, pp. 579–589, 2020, [Online]. Available: <http://precip.gsfc.nasa.gov>.
- [8] M. Alawiyah, D. A. Kusuma, and B. N. Ruchjana, "Model Space Time Autoregressive Integrated (Stari(2,1,1)) Untuk Data Debit Air Sungai Citarum Di Provinsi Jawa Barat," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 14, no. 1, pp. 147–158, 2020, doi: 10.30598/barekengvol14iss1pp147-158.
- [9] M. F. Andriyani, A. Hoyyi, and H. Yasin, "Pemodelan Indeks Harga Konsumen Di Jawa Tengah Dengan Metode Generalized Space Time Autoregressive Seemingly Unrelated Regression (Gstar-Sur)," *J. Gaussian*, vol. 7, no. 4, pp. 337–347, 2018, doi: 10.14710/j.gauss.v7i4.28859.
- [10] N. R. Sani, "Pengaruh Inflasi dan Tingkat Pengangguran terhadap Pertumbuhan Ekonomi Makro di Indonesia," 2019.
- [11] W. Sanusi, M. S. Wahyuni, and R. Setiawan, "Model Space Time Autoregressive (STAR) dan Aplikasinya Terhadap Penyakit Demam Berdarah Dengue di Provinsi Sulawesi Barat," *J. Math. Comput. Stat.*, vol. 1, no. 2, p. 115, 2019, doi: 10.35580/jmathcos.v1i2.9187.
- [12] F. K. Kusuma, D. Kusnandar, and N. Debataraja Nessyana, "Model Generalized Space Time Autoregressive-X (GSTAR-X) dalam Meramalkan Produksi Kelapa Sawit," *Bul. Ilm. Math. Stat. dan Ter.*, vol. 07, no. 2, pp. 85–92, 2018.
- [13] Suryani and D. R. S. Saputro, "Estimasi Parameter Model Generalizedspace Time Autoregressive (Gstar) Menggunakan Metode Generalized Least Square (Gls)," no. 1980, pp. 465–472, 2018.
- [14] P. Jawa Timur *et al.*, "HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING TUGAS AKHIR Judul : Implementasi Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) dalam Peramalan Data Harga Beras (Studi Kasus: Data Harga Beras pada," 2022.
- [15] A. Model, G. S. Autoregressive, G. Pada, D. Nilai, and T. Petani, "17611069 Alfiani Yulita Sari," no. 1, p. 4982, 2021.
- [16] F. I. Sanjaya and D. Heksaputra, "Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 163–174, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.388.