MODEL *EXPONENTIAL SMOOTHING-GENERALIZED SPACE TIME AUTOREGRESSIVE WITH EXOGENOUS VARIABLE* (GSTARX) DENGAN ESTIMASI PARAMETER *GENERALIZED LEAST SQUARE* (GLS)

Adiska Sephia Sari[1*], Dewi Retno Sari Saputro[1]

[1]Program Studi Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sebelas Maret

*adiskasephiasa@student.uns.ac.id

ABSTRAK

Diantara model deret waktu multivariat yang digunakan dalam fenomena ruang dan waktu yakni model VAR, STAR, dan GSTAR. Salah satu bentuk khusus model GSTAR yakni model GSTARX, yang merupakan adaptasi model VARX dengan menggabungkan faktorfaktor: ruang, waktu, dan faktor eksogen untuk mampu menangkap pola kompleks dalam data yang multivariat. Dalam data dengan volatilitas tinggi, teknik smoothing digunakan untuk mengurangi fluktuasi dan volatilitas data sehingga pola utama lebih terlihat dan residual autokorelasi dapat diminimalkan seperti halnya model GSTARX sehingga model menjadi *Exponential Smoothing*-GSTARX. Estimasi parameter pada model tersebut dilakukan dengan *Generalized Least Square* (GLS), yang dirancang untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas dan autokorelasi pada eror sehingga menghasilkan estimasi parameter yang efisien. Dengan demikian tujuan penelitian ini untuk melakukan kajian ulang model GSTARX dengan pengembangan smoothing dan estimasi parameter dengan GLS. Hasil penelitian menunjukkan bahwa parameter eksogen dan parameter spasial-temporal memberikan estimasi yang konsisten, dengan matriks bobot spasial mampu merepresentasikan hubungan antar lokasi secara akurat. Kombinasi antara pengaruh eksogen, dan estimasi dengan GLS dan teknik smoothing menghasilkan model yang fleksibel dan akurat untuk menganalisis data dengan dinamika spasial-temporal yang kompleks.
Kata kunci: *GSTARX; Eksogen; Exponential Smoothing; GLS*

ABSTRACT

Among the multivariate time series models used in space and time phenomena are VAR, STAR, and GSTAR models. One special form of the GSTAR model is the GSTARX model, which is an adaptation of the VARX model by combining factors: space, time, and exogenous factors to capture complex patterns in multivariate data. In data with high volatility, smoothing techniques are used to reduce the fluctuation and volatility of the data so that the main pattern is more visible and residual autocorrelation can be minimized as is the case with the GSTARX model so that the model becomes Exponential Smoothing-GSTARX. Parameter estimation in the model is done with Generalized Least Square (GLS), which is designed to overcome the problem of heteroscedasticity and autocorrelation in errors so as to produce efficient parameter estimates. Thus, the purpose of this study is to reassess the GSTARX model with the development of smoothing and parameter estimation with GLS. The results show that exogenous parameters and spatial-temporal parameters provide consistent estimates, with the spatial weight matrix able to accurately represent the relationship between locations. The combination of exogenous effects, and estimation with GLS and smoothing techniques produces a flexible and accurate model for analyzing data with complex spatial-temporal dynamics.
Keywords: *GSTARX; Exogenous; Exponential Smoothing; GLS*

PENDAHULUAN

Menurut Prahutama dkk. (2019), data deret waktu (*time series*) adalah serangkaian pengamatan yang berututan dalam waktu. Data deret waktu dibagi menjadi dua jenis yaitu univariat (satu variabel pengamatan) dan multivariat (dua atau lebih variabel pengamatan). Beberapa model deret waktu multivariat yang dapat digunakan untuk fenomena ruang dan waktu diantaranya model VAR, STAR, GSTAR. Model *Space Time Autoregressive* (STAR) merupakan model yang menggabungkan dua elemen waktu dan lokasi dalam data ruang-waktu. Model STAR mengembangkan dari model *Vector Autoregressive* (VAR) yang menghubungkan keterikatan dengan hubungan spasial (Mukhaiyar &

Pasaribu, 2022). Model STAR memiliki kelemahan yaitu kurang fleksibel ketika dihadapkan dengan lokasi dengan karakteristik yang berbeda-beda.

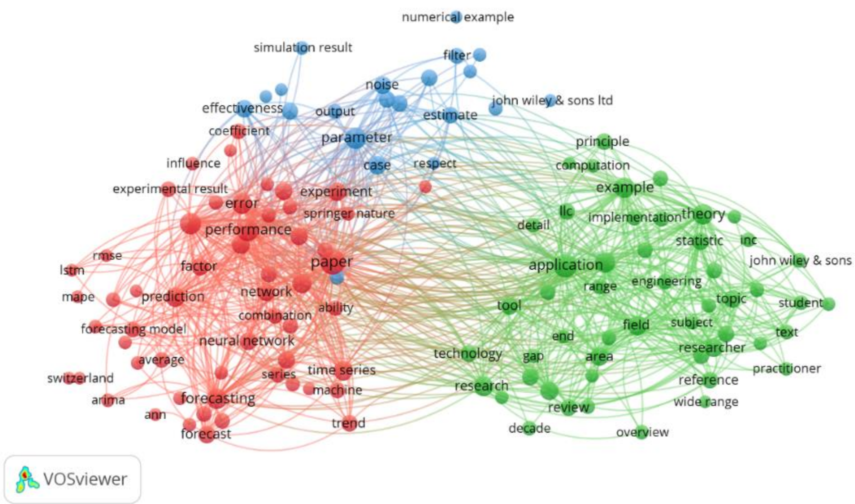
Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) yang pertama kali diperkenalkan oleh Pfeifer dan Deutsch merupakan model yang mewakili lokasi heterogen atau berbeda-beda (Pfeifer & Deusch, 1980). Model GSTAR yang melibatkan variabel lain atau variabel eksogen disebut GSTARX. Model GSTARX merupakan bentuk khusus dari model VARX yang menggabungkan waktu dan lokasi serta melibatkan variabel eksogen (Setiawan, 2017). Model GSTARX dirancang untuk menangkap hubungan spasial dan temporal antar lokasi serta pengaruh variabel eksogen, namun data spasial-temporal sering kali memiliki fluktuasi atau *noise* yang dapat mengganggu akurasi model, sehingga memerlukan teknik yang mampu menghaluskan data tanpa mengabaikan tren penting. *Exponential smoothing* merupakan teknik *smoothing* yang dapat digunakan untuk mengurangi fluktuasi sehingga menghasilkan data yang lebih stabil dan mudah dianalisis (Gardner Jr, 2006; Holt, 2004).

Selain itu, dalam pemodelan GSTARX diperlukan estimasi parameter modelnya. Salah satu estimasi parameter yang digunakan dalam model GSTARX adalah *Generalized Least Square* (GLS). Kurnia *et al.*(2015) pernah menerapkan metode GLS untuk estimasi parameter pada model GSTARX, yang menunjukkan bahwa estimasi parameter model menggunakan metode GLS lebih efisien dan memiliki nilai eror yang lebih kecil. GLS dirancang untuk menangani masalah heteroskedastisitas dan autokorelasi dalam data, yang sering terjadi dalam model spatio-temporal seperti GSTARX. GLS mampu mengatasi masalah ini dengan memperhitungkan matriks kovarians error sehingga menghasilkan estimasi parameter yang lebih efisien dibandingkan metode *Ordinary Least Square* (OLS) (Greene, 2004). Oleh karena itu dalam penelitian ini dikaji model GSTARX menggunakan *exponential smoothing* dan estimasi parameter GLS.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode penelitian studi literatur dan kajian jurnal-jurnal terkait. Visualisasi Jaringan Bibliometrik (VosViewer), Model VAR, Model GSTAR, dan exogenous variable, akan menjadi empat dasar penelitian ini dilakukan.

VOSviewer merupakan software yang memungkinkan penggunanya untuk memeriksa peta jaringan bibliometrik secara gratis (Yatscoff & Hayter, 1983). VOSviewer memiliki keunggulan dibandingkan dengan program analisis lainnya karena menggunakan metode penggalian teks untuk menemukan kombinasi pemetaan frasa terkait serta menciptakan metode pengelompokan untuk analisis data (Saputro et al., 2023). VOSViewer bekerja menggabungkan beberapa dokumen dan akan memahami konten, pola, serta tren dari dokumen tersebut (Fitria, Husaeni, Bayu, & Nandiyanto, 2021)(Kirby, 2023)(Krstajic, Buturovic, Leahy, & Thomas, 2014). Berbagai penelitian mengenai GSTARX menurut metadata Scopus ditunjukkan oleh Gambar 1. Metadata yang berisi *keywords*: *space time*, *autoregressive*, dan *least square* yang bersumber dari data Scopus.



Gambar 1. Visualisasi dengan Batasan Judul dan Abstrak

Gambar 1. Merupakan visualisasi jaringan bibliometrik menggunakan *software* VOSviewer. Berdasarkan Gambar 1 terbentuk tiga *cluster* yang ditandai dengan tiga warna yang berbeda. *Cluster* merah menunjukkan mayoritas penelitian mengenai *paper, cluster* biru menunjukkan mayoritas penelitian mengenai parameter, *cluster* hijau menunjukkan mayoritas penelitian mengenai *application*. Hasil visualisasi pada VOSviewer menandakan bahwa belum banyak dilakukan penelitian tentang model GSTARX.

Menurut Setiawan (2017), model GSTAR adalah evolusi dari model STAR yang digunakan untuk meramalkan data deret waktu dan lokasi. Asumsi stasioneritas harus dipenuhi saat membuat model GSTAR. Menurut Borovkova *et al*. (2008), model GSTAR dinyatakan GSTAR (p, λ_s) dimana p adalah orde autoregressive (AR) dan λ_s adalah orde spasial, dengan parameter setiap lokasi adalah $\phi_{kl}^{i}, i = 1, 2, \dots, m$ ditulis sebagai

$$Y_t = \sum_{k=1}^{p} \left[\phi_{k0} Y_{t-k} + \sum_{l=1}^{\lambda_s} \phi_{kl} W^{(l)} Y_{t-k} \right] + \varepsilon_t \qquad (1)$$

dengan Y_t adalah vektor pengamatan pada waktu ke-t dengan ukuran $n \times l$; λ_s adalah orde spasial pada autoregressive ke-s; ϕ_{k0} adalah matriks parameter waktu dengan ukuran $n \times n$; Y_{t-k} adalah vektor pengamatan pada waktu $t - k$ dengan ukuran $n \times l$; ϕ_{kl} adalah matriks parameter *autoregressive* pada lag waktu ke-k dan lag spasial ke-l; $W^{(l)}$ adalah matriks bobot pada model ukuran n×n pada lag spasial l (dengan $l = 0, 1, \dots$);ε_t adalah hasil residual yang bersifat *white noise* dengan vektor rata-rata nol dan matriks kovarian $\sigma^2 I$.

Exogenus Variable adalah variabel yang mempengaruhi atau menjadi sebab perubahan dan timbulkan *endogenus variable* (variabel terikat), baik secara positif maupun negatif. *Exogenus variable* memengaruhi model namun tidak dapat diprediksi oleh model itu sendiri.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Model GSTAR dikembangkan dengan melibatkan variabel eksogen yang dikenal dengan pemodelan GSTARX. Dalam notasi matriks, model GSTARX $(p; \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ ditulis sebagai

$$Y_t = \sum_{k=1}^{p} \sum_{l=0}^{\lambda_k} [\phi_{kl} W^{(l)} Y_{t-k}] + Y_{kl} X_{t-s-m} + \varepsilon_t \tag{2}$$

dengan $Y_t = Z_t - Z_{t-k} = Z_{t-k} - Z_{t-k-l}; \lambda_k$ adalah orde spasial dari bentuk *autoregressive* orde ke-k; Z_t adalah vektor pengamatan berukuran $n \times l$ pada waktu ke $t; Z_{t-k}$ adalah vektor pengamatan berukuran $n \times l$ pada waktu $(t-k); X_t$ adalah vektor variabel eksogen orde ke-l berukuran $n \times l$ pada waktu $t; X_{t-s+m}$adalah vektor variabel eksogen orde ke-s berukuran $n \times l$ pada waktu $(t - s + \mathrm{m})$; ϕ_{kl} adalah matriks diagonal parameter *autoregressive* pada waktu k dan lag spasial l berukuran $n \times n$; Y_{kl} adalah yaitu matriks diagonal variabel eksogen orde ke-s berukuran $n \times n$; $W^{(l)}$ adalah matriks bobot berukuran $n \times n$ pada lag spasial l (dimana $l = 0,1,\dots$); $\varepsilon(t)$ adalah vektor noise $n \times n$ berdistribusi normal dengan mean 0 dan matriks varian-kovarian $\sigma^2 I$.

Model GSTARX dirancang untuk menangkap hubungan ruang dan waktu antar lokasi dalam suatu sistem namun kompleksitas interaksi ruang dan waktunya sering kali sulit dimodelkan dengan tepat. Pemilihan fungsi bobot ($W^{(l)}$) menjadi penyelesaiannya karena bobot ini menentukan seberapa kuat hubungan antar lokasi. Pemilihan bobot lokasi dapat dilakukan dengan dua metode, yakni bobot lokasi seragam dan bobot lokasi invers jarak.

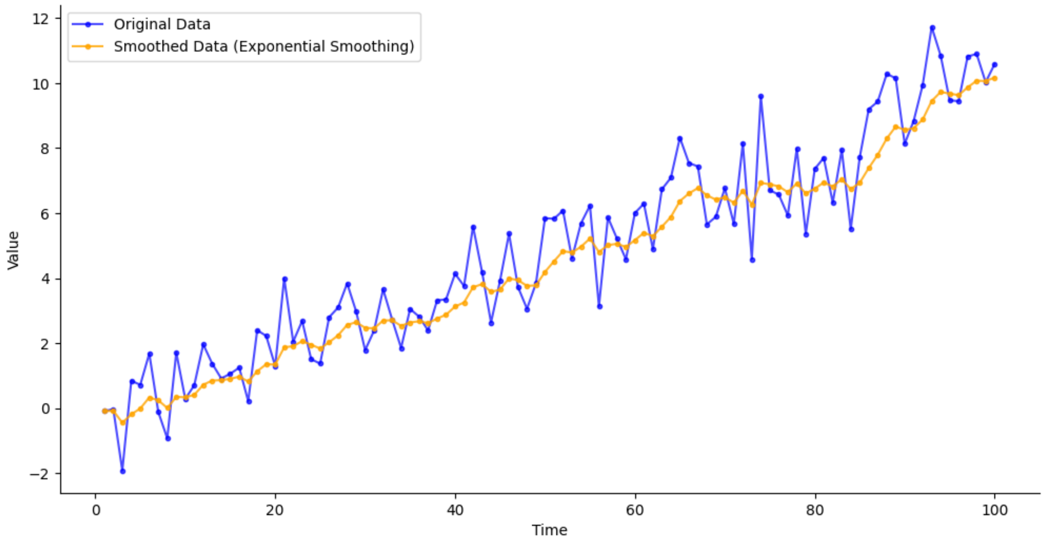
Data ruang waktu memiliki pola musiman yang sulit diidentifikasi secara langsung sehingga pola ini dapat mengganggu analisis model GSTARX jika tidak ditangani. Teknik *smoothing* membantu menangkap pola musiman dengan memberikan bobot yang lebih besar pada observasi terbaru dibandingkan observasi yang lebih lama. Ketika *noise*, tren, atau pola musiman tidak diatasi, residual model GSTARX menunjukkan autokorelasi yang signifikan. Hal ini melanggar asumsi independensi residual yang diperlukan untuk estimasi parameter menggunakan GLS.

Sebelum mengestimasi parameter dalam model GSTARX, hal yang perlu dilakukan yakni menggunakan *exponential smoothing* untuk menghaluskan fluktuasi dalam data. Teknik *exponential smoothing* bertujuan untuk mengurangi *noise* dan menangkap pola yang lebih stabil sehingga diharapkan diperoleh model yang sesuai. Salah satu *exponential smoothing* yakni *single exponential smoothing* yang ditulis sebagai

$$\hat{y}_t = \alpha y_t + (1-\alpha)\hat{y}_{t-1} \tag{3}$$

dengan $\hat{y}_t$ adalah data yang telah di-*smoothing* pada waktu t; y_t adalah data asli pada waktu $t; \alpha$ adalah parameter *smoothing*, yang menentukan seberapa besar bobot yang diberikan pada data terbaru $(0 < \alpha < 1)$.

Pemilihan nilai optimal parameter α sangat penting untuk memeroleh hasil *smoothing* yang tepat. Pada Gambar 2 diilustrasikan penggunaan *exponential smoothing* dalam menangani fluktuasi data, dengan grafik warna biru interpolasi dan grafik warna oranye menunjukkan data yang telah di-*smoothing*.



Gambar 2. Ilustrasi *Exponential Smoothing*

Setelah dilakukan *exponential smoothing,* diperoleh pola data yang lebih stabil untuk dilakukan estimasi parameter model. Estimasi parameter model GSTARX dengan GLS bertujuan untuk mengatasi masalah heterokedastisitas dan autokorelasi dalam eror. Selanjutnya estimasi GSTARX dengan GLS ditulis sebgai GSTARX-GLS. Model GSTAR-GLS sebaiknya digunakan pada data dengan pola selain musiman, misalnya pada data dengan variabel yang digunakan dipengaruhi oleh variabel lain di luar (eksogen) (Mike Prastuti & Ratih, 2019). Penggunaan GLS bertujuan untuk mengatasi adanya keheterogenan ragam galat yang dapat mengganggu karena dapat menyebabkan tidak terpenuhinya asumsi kehomogenan ragam (Istighfarin (2018).

Masih menurut Prastuti *et al.* (2021) parameter model GSTARX yang akan diestimasi adalah estimasi parameter variabel eksogen (y_{kl}) dan parameter model GSTAR (ϕ_{kl}). Misalkan persamaan GSTARX pada persamaan (2) dalam model linear ditulis sebagai

$$Y = Z\theta + \varepsilon \quad (4)$$

dengan $Y = Y_t, Z = \left[W^{(l)}Y_{t-k}, X_{t-s-m}\right], \theta = [\phi_{kl}, y_{kl}]$, dan $\varepsilon = \varepsilon_t$.

Metode GLS digunakan untuk mengestimasi parameter $\theta = [\phi_{kl}, y_{kl}]$ dengan mempertimbangkan matriks kovarian error (Σ_ε). Jika Σ_ε tidak diketahui, maka digunakan residual awal $\varepsilon = Y - Z\theta$ untuk memperkirakan Σ_ε. Menggunakan pendekatan iterative seperti *Feasible GLS* (FGLS) untuk menyempurnakan estimasi Σ_ε. Persamaan matriks kovarian error (Σ_ε) ditulis sebagai

$$\Sigma_\epsilon = \begin{bmatrix} \sigma_{11}I_T & \sigma_{12}I_T & \cdots & \sigma_{1n}I_T \\ \sigma_{21}I_T & \sigma_{22}I_T & \cdots & \sigma_{2n}I_T \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1}I_T & \sigma_{n2}I_T & \cdots & \sigma_{nn}I_T \end{bmatrix} = \Sigma \otimes I_T \quad (5)$$

dengan Σ adalah matriks kovariansi sesatan yang berkorelasi, I_T adalah matriks identitas berukuran $T \times T$, dan $\otimes$ adalah perkalian Kronecker.

Estimasi parameter θ bertujuan untuk meminimalkan *Weighted Sum of Squared Errors* (WSSE)

$$WSSE = \varepsilon^T \Sigma_\varepsilon^{-1} \varepsilon \quad (6)$$

dengan $\varepsilon = Y - Z\theta$, kemudian substitusi ε ke dalam WSSE

$$\begin{aligned} WSSE &= (Y - Z\theta)^T \Sigma_\varepsilon^{-1} (Y - Z\theta) \\ &= (Y^T - Z^T\theta^T) \Sigma_\varepsilon^{-1} (Y - Z\theta) \\ &= (Y^T - Z^T\theta^T)(\Sigma_\varepsilon^{-1} Y - \Sigma_\varepsilon^{-1} Z\theta) \\ &= (Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y - Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta - Z^T\theta^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y + Z^T\theta^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta) \\ &= (Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y - Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta - (Z^T\theta^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y)^T + Z^T\theta^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta) \\ &= (Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y - Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta - Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta + Z^T\theta^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta) \\ &= (Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y - 2Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta + Z^T\theta^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta) \quad (7) \end{aligned}$$

Untuk mencari nilai minimum, hitung turunan WSSE terhadap θ

$$\begin{aligned} \frac{\partial(WSSE)}{\partial(\theta)} &= \frac{\partial((Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y - 2Y^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta + Z^T\theta^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta)}{\partial(\theta)} \\ &= 0 - 2Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y + 2Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta \\ &= -2(Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y - Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta) \quad (8) \end{aligned}$$

WSSE akan minimum apabila turunan WSSE sama dengan 0 sehingga dari persamaan (8) diperoleh

$$\begin{aligned} -2(Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y - Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta) &= 0 \\ Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z\theta &= Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y \\ \theta &= (Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z)^{-1}Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y \quad (9) \end{aligned}$$

Dengan demikian estimasi parameter kombinasi yang mencakup ϕ_{kl} dan γ_{kl} ditulis sebagai

$$\hat{\theta} = (Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Z)^{-1}Z^T\Sigma_\varepsilon^{-1}Y \quad (10)$$

dengan $Z = [W^{(l)}Y_{t-k}, X_{t-s-m}]$ adalah matriks gabungan antara matriks bobot untuk komponen autoregresif $(W^{(l)}Y_{t-k})$ dan matriks data variabel eksogen (X_{t-s-m}); Y adalah vektor data variabel eksogen; Σ_ε adalah kovarians error. Melalui langkah-langkah tersebut, parameter ϕ_{kl} dan γ_{kl} dapat dihasilkan estimasinya dengan GLS.

SIMPULAN

Model GSTARX dikembangkan untuk menganalisis hubungan spasial-temporal dengan mempertimbangkan pengaruh variabel eksogen terhadap variabel endogen. Estimasi parameter eksogen (γ_{kl}) dan parameter spasial-temporal (ϕ_{kl}) menunjukkan kemampuan model dalam merepresentasikan hubungan antar lokasi dan waktu dengan menggunakan pendekatan matriks yang efisien. Estimasi parameter untuk model GSTARX diperoleh

$$\hat{\theta} = (Z^T \Sigma_\varepsilon^{-1} Z)^{-1} Z^T \Sigma_\varepsilon^{-1} Y$$

REFERENSI

Borovkova, S., Lopuhaa, H. P., & Ruchjana, N. B. (2008). Consistency and Asymptotic Normality of Least Squares Estimators in Generalized STAR Models. *Statistica Neerlandica*, 482–508.

Fitria, D., Husaeni, A., Bayu, A., & Nandiyanto, D. (2021). *Bibliometric Using Vosviewer with Publish or Perish (using Google Scholar data): From Step-by-step Processing for Users to the Practical Examples in the Analysis of Digital Learning Articles in Pre and Post Covid-19 Pandemic*. https://doi.org/10.17509/ijost.v6ix

Gardner Jr, E. S. (2006). Exponential Smoothing: The State of the Art - Part II. *International Journal of Forecasting*, *22*, 637–666.

Greene, W. H. (1997). *Econometric Analysis Third Edition*. New York University: Pretince-Hall International Inc.

Greene, W. H. (2004). *Econometric Analysis* (7th ed.). Pearson.

Holt, C. C. (2004). Forecasting Seasonals and Trends by Exponentially Weighted Moving Averages. *International Journal of Forecasting*, *20*(1), 5–10.

Istighfarin, N. (2018). *Estimasi Parameter Metode Generalized Least Square pada Pemodelan Persamaan Struktural*. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang.

Kirby, A. (2023). Exploratory Bibliometrics: Using VOSviewer as a Preliminary Research Tool. *Publications*, *11*(1). https://doi.org/10.3390/publications11010010

Krstajic, D., Buturovic, L. J., Leahy, D. E., & Thomas, S. (2014). Cross-validation pitfalls when selecting and assessing regression and classification models. *Journal of Cheminformatics*, *6*(1). https://doi.org/10.1186/1758-2946-6-10

Kurnia, J. D., Setiawan, & Rahayu, S. P. (2015). The Simulation Studies for Generalized Space Time Autoregressive-X (GSTARX) Model. *TThe International Conference on Science and Science Education*.

Mukhaiyar, U., & Pasaribu, U. (2022). A new procedure for generalized STAR modeling using IAcm approach. *ITB J.Sci*.

Pfeifer, P. E., & Deusch, S. J. (1980). A three-stage iterative approach for space-time modeling. *Technometrics*, *22*, 397–408.

Prahutama, A., Ispriyanti, D., & Utami, T. W. (2019). Modelling Inflation Sectors in Indonesia Using Vector Autoregressive (VAR). *Jurnal Ilmu Dasar*, *20*(1), 47–52.

Prastuti, M., Aridinanti, L., & Dwiningtyas, W. P. (2021). Spatio-Temporal models with intervention effect for modelling the impact of Covid-19 on the tourism sector in Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series*, *1821*(1). IOP Publishing Ltd. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1821/1/012044

Prastuti, Mike, & Ratih, I. D. (2019). Kajian Simulasi Estimasi Parameter Model S GSTAR-GLS untuk Data Berpola Musiman. *Open Journal Systems*, *131*(12), 1769–1776. Retrieved from http://ejurnal.binawakya.or.id/index.php/

Saputro, D. R. S., Prasetyo, H., Wibowo, A., Khairina, F., Sidiq, K., & Wibowo, G. N. A. (2023). Bibliometric Analysis of Neural Basis Expansion Analysis for Interpretable Time Series (N-Beats) for Research Trend Mapping. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, *17*(2), 1103–1112. https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss2pp1103-1112

Setiawan, A. (2017). Model GSTAR Dengan Variabel Eksogen Metrik dan Non Metrik Untuk Peramalan Inflasi di Kalimantan. *Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Jurusan Statistika, Program Magister*.

Yatscoff, R. W., & Hayter, J. (1983). Bibliometric evaluations of modern Clinical Chemistry are needed. BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan, 29(10), 1982–1983.