

# Pemodelan GSTARIMA untuk Peramalan Peningkatan *Gross Domestic Product* pada Empat Negara di Asia Timur

HASNITA<sup>1</sup>, ARIF MUBAROK<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Fakultas Ekonomi dan Bisnis Islam IAIN Palangka Raya, Indonesia  
e-mail: arif.mubarok@iain-palangkaraya.ac.id

## ABSTRAK

Data pertumbuhan GDP empat negara Asia Timur tidak hanya bergantung pada waktu (*time*), tetapi juga bergantung pada tempat (*space*). Model *space time* merupakan metode yang populer digunakan dalam peramalan untuk menganalisis data *time series* yang mempertimbangkan faktor *time* dan *place* secara bersamaan. Dalam hal pengambilan parameter, model untuk GSTARIMA dan model untuk STARIMA berbeda. Untuk model STARIMA, menggunakan lokasi penelitian yang sama, sementara model GSTARIMA digunakan untuk lokasi penelitian yang tidak sama (heterogen) dan ditunjukkan dalam matriks pembobot. Tujuan penelitian ini adalah untuk menemukan model terbaik antara GSTARIMA atau STARIMA guna memodelkan pertumbuhan GDP dari beberapa negara di Asia Timur yakni Indonesia, China, Japan, dan Korea Selatan. Interval data dimulai dari tahun 1962 hingga tahun 2017. Karena terdapat hubungan yang signifikan, pemodelan menggunakan STARIMA dan GSTARIMA diperlukan untuk mengevaluasi pertumbuhan GDP. Kedua model ini dikembangkan melalui pendekatan VAR dengan orde spasial satu, yang mencakup konfigurasi STAR(1,1) dan GSTAR(1,1) masing-masing. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model terbaik untuk meramalkan peningkatan GDP di masa depan adalah STAR(1), dengan nilai RMSE terkecil. Melalui pemodelan ini dapat meramalkan kondisi GDP di masa mendatang dan mengevaluasi apakah hubungan internasional terutama dalam hal kerjasama ekonomi yang telah dijalankan pada ke empat negara berdampak positif terhadap pertumbuhan ekonomi.

**Kata Kunci:** *Generalized Space-Time Autoregressive Integrated Moving Average, Gross Domestic Product, Space-Time Autoregressive Integrated Moving Average.*

## ABSTRACT

The GDP growth data of four East Asian countries depends not only on time but also on space. The space-time model is a popular method used in forecasting to analyze time series data while simultaneously considering both time and spatial factors. In terms of parameter selection, the models for GSTARIMA and STARIMA differ. The STARIMA model uses the same research location, while the GSTARIMA model is applied to heterogeneous research locations, as represented in the weighting matrix. The purpose of this study is to determine the best model between GSTARIMA and STARIMA to model GDP growth in several East Asian countries, namely Indonesia, China, Japan, and South Korea. The data interval spans from 1962 to 2017. Given the significant relationships, modeling using STARIMA and GSTARIMA is required to evaluate GDP growth. Both models were developed using a VAR approach with a spatial order of one, encompassing the STAR(1,1) and GSTAR(1,1) configurations. The test results indicate that the best model for forecasting future GDP growth is the STAR(1) model, with the lowest RMSE value. This modeling approach can forecast future GDP conditions and evaluate whether international relations, especially in terms of economic cooperation between the four countries, have a positive impact on economic growth.

**Keywords:** *Generalized Space-Time Autoregressive Integrated Moving Average, Gross Domestic Product, Space-Time Autoregressive Integrated Moving Average.*

## 1. PENDAHULUAN

Pentingnya evaluasi pada perekonomian suatu negara mengharuskan adanya suatu indikator yang dapat digunakan untuk menggambarkan apakah perekonomian negara bertumbuh dengan baik atau buruk. Saat melakukan evaluasi ekonomi, indikator ini harus menunjukkan total

pendapatan yang diperoleh oleh perekonomian. *Gross Domestic Product* (GDP) adalah indikator yang tepat dan sesuai untuk melakukan pengukuran tersebut. GDP merupakan ukuran aktivitas ekonomi, dengan fokus pada kapasitas produksi dan pertumbuhan. Hal ini sering digunakan oleh pembuat kebijakan untuk mengukur kinerja ekonomi dan memandu kebijakan ekonomi (Gajdosova, 2023).

Perkembangan perekonomian beberapa negara, seperti Indonesia, Japan, Korea Selatan, dan China, memantau pertumbuhan GDP Asia Timur. Data perkembangan GDP keempat negara tersebut tidak hanya bergantung pada waktu (*time*), tetapi juga bergantung pada tempat (*space*). Untuk peramalan data runtun waktu, model waktu spasi adalah yang paling banyak digunakan. Model ini memasukkan elemen lokasi dan waktu. Pfeifer dan Deutsch (1980) melakukan pengembangan pemodelan *space time* yang menggunakan tahapan-tahapan dari pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang dibuat oleh Box-Jenkins. Dalam model ARIMA tersebut, selanjutnya dilaksanakan proses estimasi, identifikasi serta uji diagnostik untuk dikonversi menjadi pemodelan STARIMA. STARIMA adalah kombinasi dari *Autoregressive* dengan orde  $p$ , *Moving Average* dengan orde  $q$ , serta model spasial yang mempertimbangkan bobot antar lokasi. Salah satu kelemahan dari model STARIMA adalah fleksibilitas parameter yang berasumsi bahwa lokasi penelitian memiliki karakter atau ciri yang sama. Ruchjana (2012) memperbaiki kelemahan ini dengan mengembangkan model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR), yang kemudian berkembang menjadi *GSTARIMA Integrated Moving Average*.

Dalam pengambilan parameter, model GSTARIMA dan model STARIMA berbeda. Pada pemodelan STARIMA memiliki anggapan bahwa lokasi yang dijadikan fokus penelitian adalah homogen, sedangkan pada pemodelan GSTARIMA menganggap bahwa fokus lokasi dalam penelitian yang digunakan heterogen. Perbedaan Lokasi pada pemodelan GSTARIMA adalah suatu keharusan yang ditunjukkan dari bentuk matriks pembobot. Tujuan dari penelitian ini untuk menentukan model terbaik antara GSTARIMA atau STARIMA dalam mengukur pertumbuhan GDP dari keempat negara yakni Indonesia, Korea Selatan, China dan Jepang yang termasuk dalam bagian dari negara di Asia Timur.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 *Space Time Autoregressive Integrated Moving Average* (STARIMA)

Pfeifer dan Deutsch (1980) menyebut pemodelan STARIMA adalah perluasan dari model ARIMA, yang mengintegrasikan faktor lokasi serta waktu dalam analisis data deret waktu multivariat. Model ini terdiri dari kombinasi linier data yang diamati di masa lalu, di mana pengamatan saat ini adalah hasil dari kombinasi linier observasi sebelumnya serta kesalahan (Zhou and Buongiorno, 2006). Menurut Pfeifer dan Deutsch yang dikutip oleh (Laamena, 2017), model ruang runtun waktu  $Z_t(t)$  didefinisikan sebagai kombinasi linier observasi terdahulu dan *error*. Oleh karena itu, Model STARIMA dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Z_t(t) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=0}^{\lambda_i} \phi_{ij} W^{(j)} Z_{(t-i)} + \varepsilon_t - \sum_{i=1}^s \sum_{j=0}^{m_i} \theta_{ij} W^{(j)} \varepsilon_{(t-j)} \quad \dots(1)$$

Diketahui  $Z(t)$  merupakan vektor dengan ukuran tertentu  $N$ ,  $p$  adalah orde AR,  $q$  adalah orde MA,  $\lambda_i$  adalah tingkat spasial di kondisi AR ke- $i$ ,  $m_i$  adalah tingkat spasial di kondisi MA ke- $i$ ,  $\phi_{ij}$  adalah  $\text{diag}(\phi_{ij}^{(1)}, \phi_{ij}^{(2)}, \dots, \phi_{ij}^{(N)})$ ,  $W^{(l)}$  adalah matriks pembobot spasial berukuran  $N \times N$  pada tingkat spasial ke- $l$  yang memiliki nilai diagonal nol serta jumlah pada setiap baris yakni bernilai satu,  $W^{(0)}$  diartikan sebagai matriks identitas  $I$ ,  $\theta_{kl}$  merupakan  $\text{diag}(\theta_{ij}^{(1)}, \theta_{ij}^{(2)}, \dots, \theta_{ij}^{(N)})$  dan  $\varepsilon_t$  adalah *error* pada waktu ke- $t$  yang diasumsikan memiliki rata-rata nol dan varian konstan. Epperson (2000) menerapkan model STARIMA untuk mengatasi variasi genetik, sementara Kyriakidis dan Journal (1999) memanfaatkannya di bidang geologi. (Kamarianakis, Kanas and Prastacos, 2005) menggunakannya untuk mengatasi masalah dalam bidang transportasi, dan Giacomini & Granger (2004) menerapkannya dalam pemecahan problematika ekonomi.

**2.2 Model Generalized Space Time Autoregressive Integrated Moving Average (GSTARIMA)**

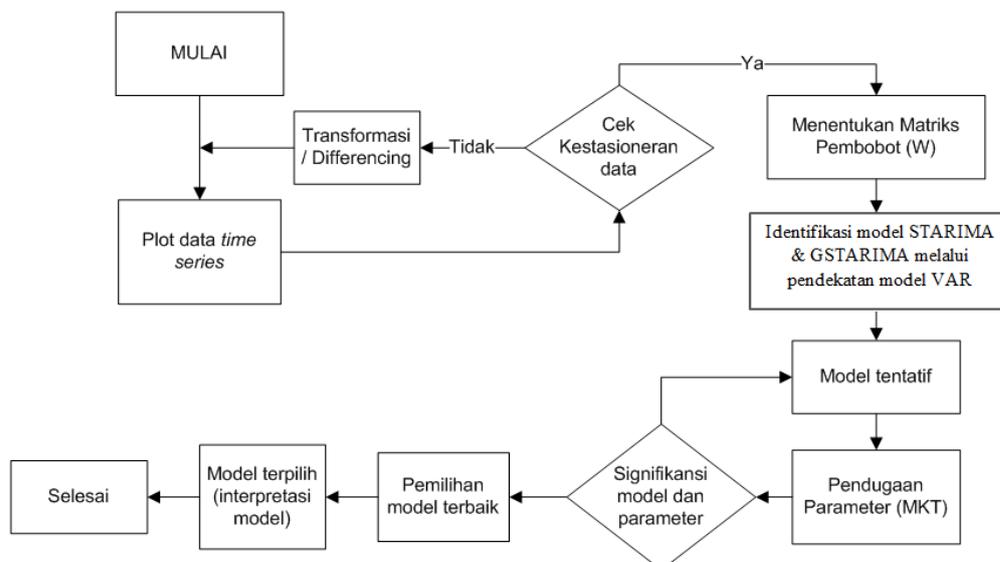
Pemodelan GSTARIMA yaitu evolusi dari pemodelan STARIMA. Sementara model STARIMA beranggapan bahwa parameter yang digunakan adalah seragam di seluruh lokasi, asumsi ini membatasi fleksibilitas model dan dapat mengabaikan perbedaan karakteristik antara lokasi yang mungkin tidak seragam. Untuk mengatasi keterbatasan ini, model STARIMA dikembangkan lebih lanjut menjadi GSTARIMA. Pengembangan ini memungkinkan model untuk menangkap variasi lokal yang lebih kompleks dan memberikan representasi yang lebih realistis dari data yang tersebar di berbagai lokasi oleh Borovkova dkk. tahun 2022 (Siregar, 2015), yang disebabkan karena adanya keterbatasan pada model STARIMA terhadap Pengasumsian karakteristik lokasi yang homogen dapat membatasi kemampuan model untuk menangkap perbedaan penting antara lokasi yang mungkin memiliki kondisi atau perilaku yang berbeda. Oleh karena itu, pengembangan model seperti GSTARIMA bertujuan untuk mengatasi keterbatasan ini dengan memperkenalkan parameter yang bervariasi antar lokasi, sehingga meningkatkan akurasi dan relevansi model dalam menggambarkan dinamika spasial yang lebih kompleks (Prisandy and Suhartono, 2017). Perbedaan yang mendasar antara model tersebut terletak pada parameter yang di gunakan; STARIMA menggunakan parameter berbentuk konstanta, sedangkan GSTARIMA menggunakan parameter berbentuk matriks. Perbedaan ini yang membuat perhitungan parameter GSTARIMA menjadi lebih kompleks. Model pada GSTARIMA diartikan dalam rumus:

$$Z_t(t) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=0}^{\lambda_i} \theta_{ij} W^{(j)} Z_{(t-i)} + \epsilon_t - \sum_{i=1}^s \sum_{j=0}^{m_i} \theta_{ij} W^{(j)} \epsilon_{(t-j)} \quad \dots(2)$$

Penetapan bobot matriks  $w$  dalam lag spasial tergantung pada lokasi yang spesifik. Dalam analisis spasial, keberadaan korelasi antar ruang adalah hal yang diharapkan. Ward & Gleditsch menyebut hubungan inilah yang disebut sebagai hubungan spasial (Purwaningsih, Erfiani and Djuraidah, 2014). Bobot seragam merupakan salah satu metode pembobotan yang dapat diterapkan pada data dengan lokasi yang homogen atau memiliki kesamaan dalam hal jarak antar lokasi. (Talungke, Nainggolan and Hatidja, 2015), yang dituangkan dalam rumus berikut:

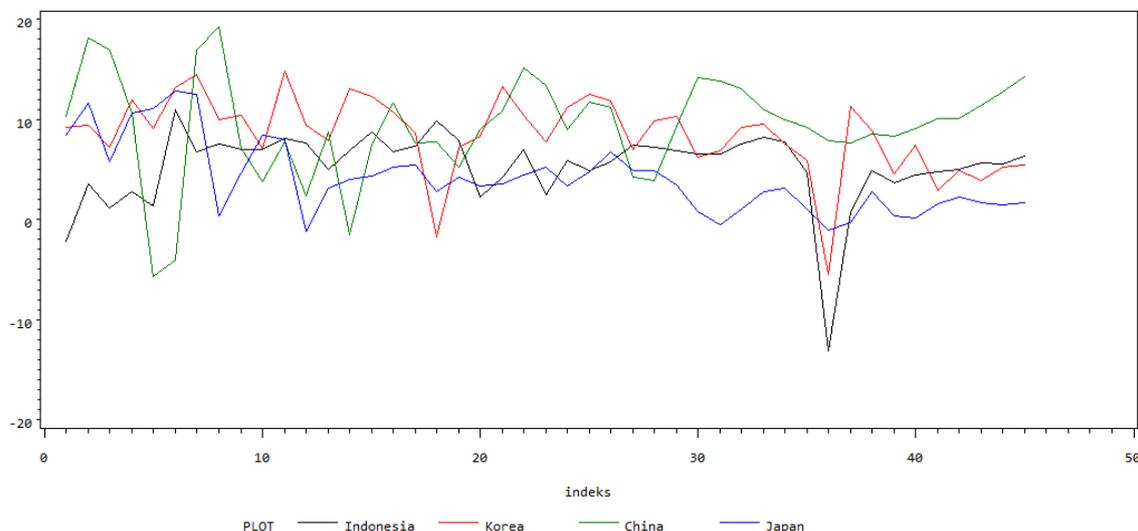
$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n_i^{(j)}} & , j \text{ merupakan tetangga dari } i \text{ pada lag ke } -j \\ 0 & , \text{lainnya} \end{cases} \quad \dots(3)$$

diketahui  $n_i$  merupakan total dari tetangga pada lokasi ke- $i$  di lag ke- $j$ .



Gambar 1. Kerangka Pikir Penelitian

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 2. Plot *Time Series*

Pada Gambar 2 menunjukkan perbandingan pertumbuhan GDP dari empat yang menjadi fokus penelitian. Setiap negara menunjukkan keunikan dan perbedaan pola pertumbuhan GDP sepanjang periode yang ditampilkan. GDP China yang direpresentasikan melalui garis berwarna hijau menampilkan fluktuasi paling dramatis karena adanya beberapa puncak pertumbuhan tertinggi mencapai hampir 20% dengan beberapa penurunan tajam. GDP Korea Selatan ditunjukkan melalui garis berwarna merah, menampilkan pertumbuhan yang relatif lebih stabil dibandingkan tiga negara lainnya. GDP Indonesia ditandai dengan garis berwarna hitam, yang menunjukkan volatilitas pertumbuhan cukup tinggi dengan puncak tertinggi dikisaran angka 11% dan lembah yang jelas. Sementara itu, Jepang yang direpresentasikan melalui garis biru, menunjukkan pertumbuhan GDP yang lebih moderat dan fluktuasi yang lebih kecil dibandingkan 3 negara lainnya. Dari grafik ini juga dapat diketahui adanya periode penurunan cukup tajam yang dialami oleh semua negara pada satu titik tertentu dengan kemungkinan adanya krisis ekonomi global pada titik waktu tersebut, di mana Indonesia mengalami penurunan paling drastis. Setelah periode penurunan tersebut, semua negara menunjukkan tren pemulihan meskipun dengan kecepatan yang berbeda-beda. Menjelang akhir periode yang ditampilkan, pertumbuhan GDP keempat negara cenderung konvergen, menunjukkan pertumbuhan yang lebih selaras. Secara keseluruhan, grafik ini memberikan gambaran komprehensif tentang dinamika pertumbuhan ekonomi di empat negara Asia yang signifikan, memperlihatkan bagaimana masing-masing negara merespons berbagai kondisi ekonomi global dan domestik selama rentang waktu 1962 sampai 2017.

Berdasarkan Gambar 2 juga dapat diketahui bahwa data dari keempat negara dalam pengamatan penelitian memiliki keseragaman pola. Pola tersebut mengindikasikan adanya pengaruh lokasi terhadap pertumbuhan GDP suatu negara yang dipengaruhi oleh negara-negara lain di sekitarnya. Untuk lebih memahami keterkaitan antara lokasi dan waktu, digunakan nilai indeks Moran seperti dalam tabel di bawah ini:

Tabel 1. Index Moran

	Nilai
Index Moran	-0,33

Nilai Indeks Moran sebesar -0,333 mengindikasikan adanya autokorelasi spasial negatif yang moderat dalam data GDP. Angka ini memberikan gambaran adanya keterkaitan antara waktu dan tempat, mengonfirmasi adanya dampak spasial yang signifikan. Pola yang terlihat cenderung bersifat dispersi atau menyebar, di mana area-area dengan nilai tinggi cenderung dikelilingi oleh

## Pemodelan GSTARIMA untuk Peramalan Peningkatan *Gross Domestic Product* 175 pada Empat Negara di Asia Timur

area-area dengan nilai rendah, dan sebaliknya. Meskipun tidak menunjukkan dispersi yang ekstrem, nilai ini cukup untuk menegaskan bahwa lokasi geografis berperan penting dalam fenomena GDP empat Negara. Implikasinya, analisis dan pemodelan data perlu mempertimbangkan faktor spasial secara serius. Dalam konteks kebijakan, pola dispersi ini bisa memiliki implikasi penting, misalnya menunjukkan adanya ketimpangan atau perbedaan signifikan antar wilayah berdekatan dalam konteks ekonomi regional. Secara keseluruhan, nilai Indeks Moran ini memberikan dasar yang kuat untuk analisis spasial lebih lanjut dan menjadi titik awal yang baik untuk memahami dinamika spasial dari fenomena yang sedang diteliti.

### 3.1 Uji Kestasioneran Data

Metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dilakukan untuk menentukan apakah data bersifat stasioner. Dalam pengujian ini, hipotesis alternatif yang diuji adalah bahwa data tersebut stasioner. Dengan demikian, hasil pengujian dapat memberikan indikasi apakah perlu dilakukan transformasi tambahan pada data sebelum analisis lebih lanjut. Temuan dari uji ADF ini disajikan dalam tabel berikut, yang memberikan rincian mengenai hasil dan interpretasi dari pengujian kestasioneran tersebut:



Gambar 3. Nilai Probabilitas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

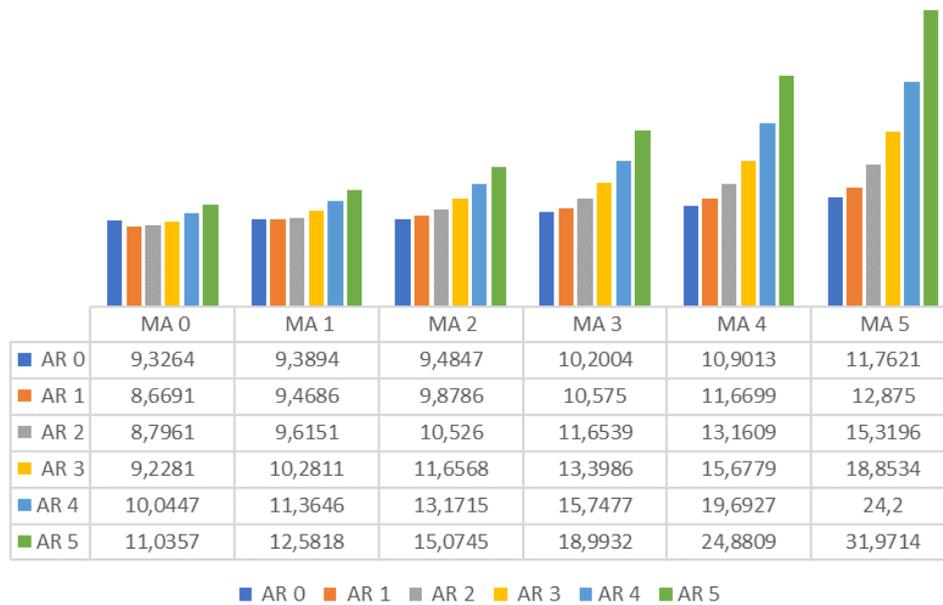
#### Hipotesis Untuk Uji Kestasioneritas Data

- $H_0$  : data tidak diasumsikan stasioner
- $H_1$  : data diasumsikan stasioner

Hasil uji kestasioneran data di atas, diketahui bahwa nilai probabilitas dari keempat negara yang diteliti lebih rendah dari 0.05, maka  $H_0$  tertolak. Sehingga ditarik kesimpulan bahwa keseluruhan data penelitian yang terdiri dari empat negara di Asia Timur meliputi Indonesia, Korea Selatan, China dan Jepang dinyatakan memenuhi asumsi bahwa data tersebut stasioner.

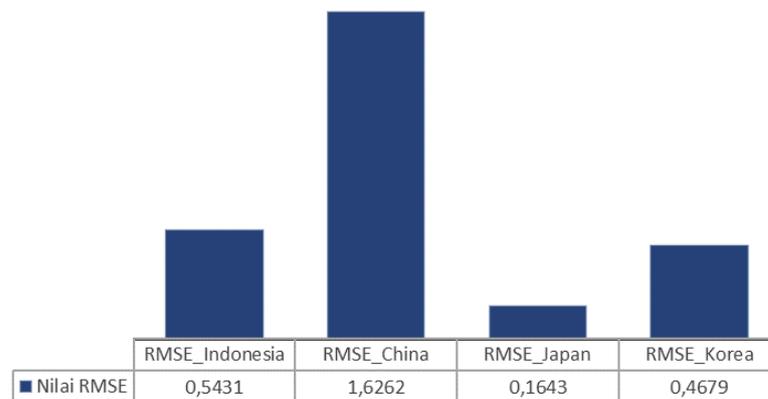
### 3.2 Penentuan Orde Model STARIMA dan GSTARIMA melalui VAR

Setelah asumsi kestasioneran sudah terpenuhi, Tahapan selanjutnya adalah menentukan orde untuk pemodelan STARIMA dan GSTARIMA menggunakan pendekatan VAR. Orde VAR ditentukan berdasarkan nilai *Minimum Information Criterion* yang dapat dilihat pada tabel berikut:



Gambar 4. Penentuan Orde Berdasarkan Nilai Terkecil

Berdasarkan Gambar 4 di atas, ditemukan bahwa nilai *Minimum Information Criterion* sebesar 8,6691 tercapai dengan menggunakan konfigurasi AR(1) MA(0). Hal ini menunjukkan bahwa model VAR(1) merupakan pilihan yang optimal untuk analisis ini. Dalam penerapan model VAR(1), nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang dihasilkan dapat dilihat dalam data berikut. Pemilihan model VAR(1) berdasarkan kriteria ini memungkinkan penilaian yang lebih akurat dan efektif terhadap dinamika variabel yang terlibat dalam studi:



Gambar 5. Nilai RMSE

### 3.3 Menentukan Matriks Pembobot (W)

Berdasarkan konteks ini, model STARIMA dan GSTARIMA memanfaatkan matriks pembobot seragam. Pembobot seragam ini diterapkan pada data yang memiliki kesamaan lokasi atau jarak antar lokasi yang seragam. Penggunaan pembobot seragam ini memungkinkan penilaian yang konsisten dan homogen terhadap data yang distribusinya merata di berbagai lokasi. Dengan demikian, model-model ini dapat secara efektif menangkap pola spasial yang ada tanpa bias yang mungkin timbul dari ketidakaturan dalam jarak antar lokasi (Talungke, Nainggolan and Hatidja, 2015).

**3.4 Penentuan Orde Model STARIMA dan GSTARIMA**

Orde yang ditentukan dari proses pembentukan model VARMA adalah AR(1). Dalam konteks penelitian ini, batasan pada orde spasial hanya sampai satu dikarenakan jumlah lokasi yang terbatas, yang mengharuskan penggunaan model yang lebih sederhana untuk menghindari kompleksitas yang tidak perlu. Oleh karena itu, estimasi parameter yang diperoleh untuk model STAR (1,1) dan GSTAR (1,1) disajikan melalui persamaan yang berikut. Pembatasan ini memastikan bahwa model tetap relevan dan dapat memberikan wawasan yang akurat meskipun dengan jumlah data yang terbatas:

$$Z_t(t) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=0}^{\lambda_i} \phi_{ij} W^{(j)} Z_{(t-i)} + \epsilon_t$$

$$Z_t(t) = \{\phi_{10} + \phi_{11} W^{(1)}\} Z_{(t-1)} + \epsilon_t$$

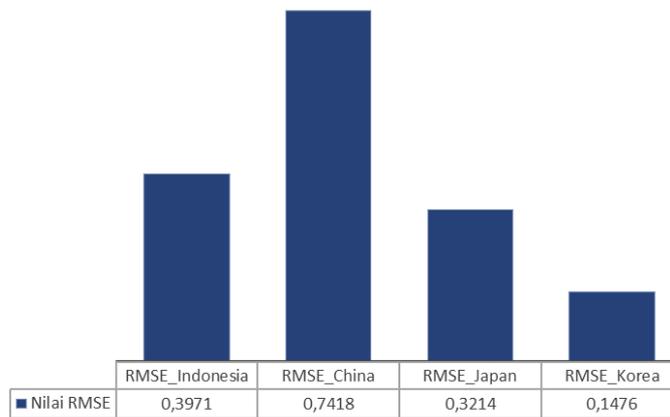
Pendugaan parameter STAR sebagai berikut:

Tabel 2. Penentuan Nilai Parameter

Parameter Estimates Nonlinear OLS			
Parameter	Estimate	t-Value	Approx Pr >  t
p	0,67	0,061	0,0001
q	0,27	0,062	0,0001

- Indonesia :  $\hat{Z}_1(t) = 0.67Z_1(t - 1) + 0,09 Z_2(t - 1) + 0,09 Z_3(t - 1) + 0,09 Z_4(t - 1)$
- Korea :  $\hat{Z}_2(t) = 0.67Z_4(t - 1) + 0,09 Z_1(t - 1) + 0,09 Z_2(t - 1) + 0,09 Z_3(t - 1)$
- China :  $\hat{Z}_2(t) = 0.67Z_2(t - 1) + 0,09 Z_1(t - 1) + 0,09 Z_3(t - 1) + 0,09 Z_4(t - 1)$
- Japan :  $\hat{Z}_3(t) = 0.67Z_3(t - 1) + 0,09 Z_1(t - 1) + 0,09 Z_2(t - 1) + 0,09 Z_4(t - 1)$

Berdasarkan penerapan model STAR(1,1), nilai RMSE yang diperoleh adalah sebagai berikut:



Gambar 6. Nilai RMSE STAR(1,1)

Estimasi parameter GSTAR sebagai berikut:

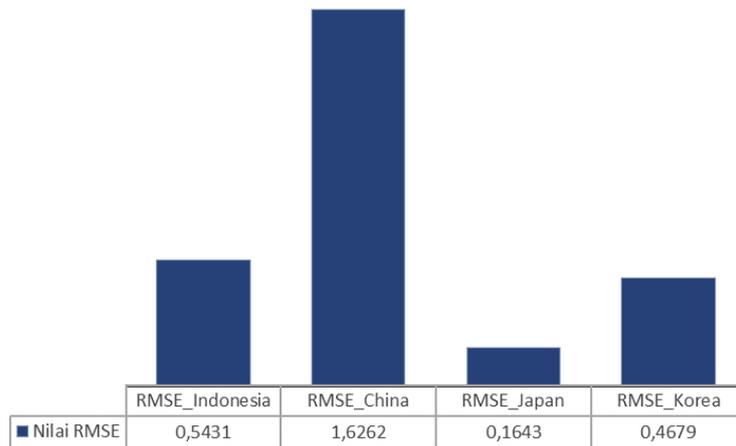
$$Z_t(t) = \{\phi_{10}^{(t)} + \phi_{11}^{(t)} W^{(1)}\} Z_{(t-k)} + \epsilon_t$$

Tabel 3. Penentuan Nilai Parameter Model GSTAR(1,1)

Nonlinear OLS Parameter estimates				
Nilai Parameter	Estimate	Approx. std err	T value	Approx. Pr >  t
p	0,403	0,147	2,740	0,009
q	0,578	0,115	5,050	0,0001
r	0,708	0,124	5,710	0,0001
s	0,603	0,188	3,200	0,0026

Indonesia :  $\hat{Z}_1(t) = 0.40Z_1(t-1) + 0.13 Z_2(t-1) + 0.13 Z_3(t-1) + 0.13 Z_4(t-1)$   
 Korea Selatan :  $\hat{Z}_2(t) = 0.60Z_4(t-1) + 0.14 Z_1(t-1) + 0.14Z_2(t-1) + 0.14 Z_3(t-1)$   
 China :  $\hat{Z}_2(t) = 0.58Z_2(t-1) + 0.19 Z_1(t-1) + 0.19 Z_3(t-1) + 0.19 Z_4(t-1)$   
 Japan :  $\hat{Z}_3(t) = 0.71Z_3(t-1) + 0.03 Z_1(t-1) + 0.03 Z_2(t-1) + 0.03 Z_4(t-1)$

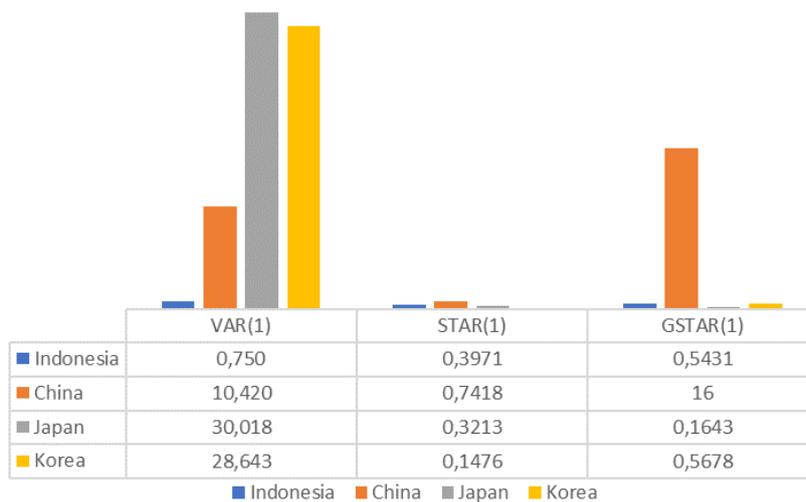
Berdasarkan penerapan model GSTAR(1,1), nilai RMSE yang diperoleh yaitu:



Gambar 7. Nilai RMSE GSTAR(1,1)

### 3.5 Pemilihan Model Terbaik Berdasarkan Nilai RMSE

Grafik berikut menunjukkan perbandingan nilai RMSE yang diperoleh dari ketiga model yang telah dianalisis :



Gambar 8. Perbandingan Nilai RMSE

Berdasarkan nilai RMSE yang ditunjukkan di atas, model terbaik adalah *Space Time Autoregressive* (STAR)(1), karena nilai RMSE untuk setiap negara adalah yang terendah. Penggunaan model STAR) dengan konfigurasi (1,1) dalam peramalan data GDP disarankan karena model ini mampu menangkap interaksi yang kompleks antara dimensi waktu dan lokasi. GDP di berbagai wilayah sering kali dipengaruhi oleh faktor-faktor spesifik yang berbeda dan menunjukkan ketergantungan spasial, di mana GDP di satu wilayah dapat dipengaruhi oleh wilayah-wilayah tetangga. Model STAR (1,1) efektif dalam menangkap ketergantungan ini, serta pola temporal yang mempengaruhi nilai GDP dari waktu ke waktu. Dengan menggunakan satu

lag untuk aspek *autoregressive* dari waktu dan satu untuk aspek ruang, model ini tetap sederhana dan efisien, namun cukup fleksibel untuk memodelkan variabilitas GDP dengan lebih realistis. Hal ini menjadikannya pilihan yang baik untuk analisis yang lebih akurat dan informatif dalam konteks ekonomi yang melibatkan data GDP yang dipengaruhi oleh faktor waktu dan lokasi secara bersamaan.

Model STAR(1) mengakomodasi baik efek spasial maupun temporal dalam satu kerangka. Ini mengindikasikan bahwa pertumbuhan GDP di keempat negara tidak hanya dipengaruhi oleh kinerja ekonomi mereka sendiri di masa lalu, tetapi juga oleh kinerja ekonomi negara-negara tetangga. Hal ini mencerminkan realitas ekonomi global yang saling terhubung, terutama di kawasan Asia Timur. Peningkatan GDP di empat negara yang menjadi fokus penelitian yakni Indonesia, Korea Selatan, China, dan Jepang dari tahun 1962 hingga 2017 menunjukkan adanya korelasi kuat antar negara dan dipengaruhi oleh hubungan ekonomi yang langsung dan cepat, dibandingkan dengan pengaruh yang lebih kompleks dan luas. Hubungan ekonomi yang telah terjalin dan mampu mendorong pertumbuhan ekonomi di antaranya kerjasama perdagangan internasional dengan tetap memperhatikan neraca perdagangan guna mengurangi hambatan dan pemenuhan pasokan barang dalam negeri serta perluasan cakupan pasar (Desi Syahrani, Hannisa Novita Sari Sitorus and Roma Sihol Marito Sitompul, 2022). Selain perdagangan internasional, pertukaran teknologi dan integrasi ekonomi dalam upaya peningkatan infrastruktur juga memicu percepatan pertumbuhan ekonomi. Infrastruktur teknologi informasi dan komunikasi memberikan kontribusi signifikan terhadap pertumbuhan ekonomi, terutama bila dikombinasikan dengan pembangunan keuangan dan keterbukaan perdagangan. Hal ini sangat penting bagi negara-negara berpenghasilan rendah, di mana infrastruktur teknologi informasi dan komunikasi dapat mendorong pertumbuhan yang komprehensif (Kumari and Singh, 2022). Melalui pemodelan ini dapat meramalkan kondisi GDP di masa mendatang dan mengevaluasi apakah hubungan internasional terutama dalam hal kerjasama ekonomi yang telah dijalankan pada ke empat negara berdampak positif terhadap pertumbuhan ekonomi.

#### 4. SIMPULAN DAN SARAN

Penelitian mengenai peningkatan GDP di empat negara yakni Indonesia, Korea Selatan, China, dan Jepang dari tahun 1962 hingga tahun 2017 menunjukkan hasil adanya korelasi yang kuat antar negara. Hal ini mencerminkan bahwa pertumbuhan ekonomi di negara-negara ini saling berkorelasi, baik melalui hubungan perdagangan, investasi, atau kebijakan ekonomi. Untuk memahami dinamika ini, digunakan model STARIMA dan GSTARIMA yang mengintegrasikan elemen waktu dan lokasi dalam memprediksi GDP, berdasarkan pendekatan VAR dengan orde spasial 1. Hasil analisis menunjukkan bahwa model STAR(1,1) dan GSTAR(1,1) mampu menangkap hubungan temporal dan spasial antar negara. Namun, model STAR(1) dengan satu lag waktu memberikan prediksi GDP yang paling akurat, ditunjukkan oleh nilai RMSE yang terkecil. Ini menunjukkan bahwa pertumbuhan GDP di 4 negara tersebut lebih dipengaruhi oleh hubungan ekonomi yang langsung dan cepat, dibandingkan dengan pengaruh yang lebih kompleks dan luas. Hubungan ekonomi dimaksud di antaranya seperti kerjasama perdagangan internasional, pertukaran teknologi dan integrasi ekonomi. Pemodelan STAR(1) menunjukkan bahwa perubahan dalam GDP di satu negara Asia Timur segera memengaruhi negara lainnya. Sehingga untuk meramalkan peningkatan GDP dimasa yang akan datang guna mengevaluasi hubungan internasional terutama dalam hal kerjasama ekonomi disarankan menggunakan pemodelan STAR(1).

#### DAFTAR PUSTAKA

- Desi Syahrani, Hannisa Novita Sari Sitorus and Roma Sihol Marito Sitompul (2022) 'The Influence of International Trade on Indonesia's Economic Growth', *International Journal of Business and Applied Economics*, 1(1), pp. 27–30. Available at: <https://doi.org/10.55927/ijbae.v1i1.2147>.
- Epperson, B.K. (2000) 'Spatial and Space-Time Correlations in Ecological Models', *Ecological Modelling*, 132(1–2), pp. 63–76. Available at: [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(00\)00305-7](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(00)00305-7).
- Gajdosova, K. (2023) 'Role of GDP in the Sustainable Growth Era', *SocioEconomic Challenges*, 7(3), pp. 94–112. Available at: [https://doi.org/10.61093/sec.7\(3\).94-112.2023](https://doi.org/10.61093/sec.7(3).94-112.2023).
- Giacomini, R. and Granger, C.W.J. (2004) 'Aggregation of Space-Time Processes', *Journal of Econometrics*, 118(1–2), pp. 7–26. Available at: [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(03\)00132-5](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(03)00132-5).

- Kamarianakis, Y., Kanas, A. and Prastacos, P. (2005) 'Modeling Traffic Volatility Dynamics in an Urban Network', *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1923(1), pp. 18–27. Available at: <https://doi.org/10.1177/0361198105192300103>.
- Kumari, R. and Singh, S.K. (2022) 'System GMM-based Model for Monitoring Joint Impact of ICT-infrastructure, Financial Development, and Trade-openness on Economic-growth', pp. 1–28. Available at: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1353785/v1>.
- Kyriakidis, P.C. and Journel, G. (1999) 'Geostatistical Space – Time Models : A Review 1', *International Association for Mathematical Geology*, 31(6), pp. 651–684.
- Laamena, N.S. (2017) 'Pendekatan Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Untuk Pemodelan Data Gempa', *FT-TEKNIK USNI*, Vol. 1 No.
- Pfeifer, phillip E. and Deutsch, S.J. (1980) 'Identification and Interpretation of First Order Space-Time ARMA Models', *Technometrics*, 22(3), pp. 397–408. Available at: <https://doi.org/10.1080/00401706.1980.10486172>.
- Prisandy, D.E. and Suhartono, . (2017) 'Penerapan Metode GSTAR (P1) Untuk Meramalkan Data Penjualan Rokok di Tiga Lokasi', *Widya Teknik*, 7(2), pp. 199–210. Available at: <http://journal.wima.ac.id/index.php/teknik/article/view/1275>.
- Purwaningsih, T., Erfiani and Djuraidah, A. (2014) Kajian Pengaruh Matriks Pembobot Spasial dalam Model Data Panel Spasial. Institut Pertanian Bogor. Available at: <https://doi.org/http://repository.ipb.ac.id/handle/123456789/73014>.
- Ruchjana, B.N., Borovkova, S.A. and Lopuhaa, H.P. (2012) 'Least Squares Estimation of Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Model And Its Properties', in, pp. 61–64. Available at: <https://doi.org/10.1063/1.4724118>.
- Siregar, D. (2015) Perbandingan Pemodelan Dan Peramalan Harga Gula Berdasarkan Model Space Time Arima Dan Generalized Space Time Arima. Institut Pertanian Bogor. Available at: <http://repository.ipb.ac.id:8080/handle/123456789/78734?show=full>.
- Talungke, Y., Nainggolan, N. and Hatidja, D. (2015) 'Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) dengan Analisis Data Menggunakan Software R', *d'CARTESIAN*, 4(2), p. 122. Available at: <https://doi.org/10.35799/dc.4.2.2015.8649>.
- Zhou, M. and Buongiorno, J. (2006) 'Space-Time Modeling of Timber Prices', *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 31(1), pp. 40–56. Available at: <http://www.jstor.org/stable/40987305>.