

PENGEMBANGAN MODEL PERAMALAN SPACE TIME*

Studi Kasus: Data Produksi Padi di Sulawesi Selatan

Evita Choiriyah¹, Utami Dyah Syafitri^{2‡}, and I Made Sumertajaya³

¹Badan Pusat Statistik, Indonesia, evita_choiriyah@apps.ipb.ac.id

²Department of Statistics, Bogor Agricultural University (IPB), Indonesia, utamids@apps.ipb.ac.id

³Department of Statistics, Bogor Agricultural University (IPB), Indonesia, imsjaya.stk@gmail.com

‡corresponding author

Indonesian Journal of Statistics and Its Applications (eISSN:2599-0802)

Vol 4 No 4 (2020), 579 - 589

Copyright © 2020 Evita Choiriyah, Utami Dyah Syafitri, and I Made Sumertajaya. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract

Based on Statistics Indonesia (BPS) South Sulawesi is one of the national rice granary province. There are three regions, Bone, Wajo, and Gowa that contribute to the high production of rice in South Sulawesi. However, rice production in Indonesia especially South Sulawesi often declined sharply due to climate disturbances, such as drought or flood. Therefore, Indonesia's government should provide a forecast related to rice production accurately to ensure the availability of food stocks as an integral part of national food security. Moreover, rainfall as climate factors should be included to produce an appropriate forecast model that can be expected to generate the estimation of the rice production data accurately. This research focused on comparing the forecasting model of rice production data by SARIMAX and GSTARIMAX model and used rainfall as explanatory variables. The SARIMAX model is a multivariate time series forecasting model that can accommodate the seasonal components. In contrast, the GSTARIMAX model, which is equipped with an inverse distance spatial weight matrix, is a space-time forecasting model that involves interconnection between locations. The GSTARIMAX model built for rice production forecasting in Bone, Wajo, and Gowa is GSTARIMAX (2,1,0)(0,1,1)¹². Rainfall as an explanatory variable was significant at each location. The comparison of rice production forecasting models for the next six periods in four locations showed that the GSTARIMAX model provided more stable forecasting results than the SARIMAX model, viewed from the average MAPE value of the GSTARIMAX mode in each location.

Keywords: forecasting, gstarimax, rainfall, rice production, sarimax.

* Received Nov 2019; Accepted Des 2020; Published online on Des 2020

1. Pendahuluan

Sulawesi Selatan merupakan salah satu provinsi penghasil produksi padi terbesar di kawasan timur Indonesia dan empat besar provinsi penghasil padi nasional. Sejak tahun 2008 hingga 2015 besarnya produksi padi terus meningkat. Pada tahun 2008 produksi padi sebesar 4,08 juta ton, kemudian mencapai 5,29 juta ton pada tahun 2015 dan menduduki peringkat keempat produksi padi nasional, dibawah Provinsi Jawa Barat, Jawa Timur, dan Jawa Tengah ([BPS], 2016). Tingginya produksi padi di Sulawesi Selatan disumbang dari Kabupaten yaitu Bone, Wajo, dan Gowa. Namun jumlah produksi padi di Provinsi Sulawesi Selatan sering mengalami penurunan tajam akibat adanya fenomena El Nino La Nina. Pada tahun El Nino (kemarau panjang) 2015 yang dimulai sejak bulan Juli hingga Desember luas puso mencapai 56.866 hektar dimana sekitar 30.300 hektar merupakan luas puso di wilayah sentra produksi padi. Hal tersebut menunjukkan faktor iklim menjadi salah satu masalah dalam optimalisasi produksi padi di Provinsi Sulawesi Selatan.

Dalam menjamin ketersediaan bahan pangan pokok ditengah adanya ancaman gangguan iklim diperlukan langkah antisipasi dan pengambilan kebijakan yang tepat. Berkaitan dengan hal tersebut dalam membuat kebijakan terkait pemenuhan stok beras, impor, dan lainnya dibutuhkan perkiraan data produksi padi. Oleh karena itu penting untuk melakukan peramalan produksi padi dengan melibatkan faktor iklim dan memperhatikan adanya hubungan keterkaitan satu lokasi dengan lokasi lainnya. Hubungan keterkaitan satu lokasi dengan lokasi lainnya menjadi unsur yang penting untuk dilibatkan dalam peramalan. Khususnya dalam peramalan produksi padi, karena lokasi yang bertetangga pada umumnya masih memiliki keseragaman pola penanaman, pengairan, teknik pertanian, dan tingkat kesuburan.

Peramalan merupakan suatu teknik analisa perhitungan yang dilakukan dengan pendekatan kualitatif maupun kuantitatif untuk memperkirakan kejadian di masa depan dengan menggunakan referensi data di masa lalu. Peramalan bisa menjadi dasar bagi perencanaan jangka pendek, menengah, maupun jangka panjang. Peramalan merupakan suatu proses yang bertujuan menduga suatu kejadian yang akan datang dan merupakan alat bantu yang penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien (Makridakis *et al.*, 1999). Peramalan pada deret waktu dengan mengakomodir pola musiman dengan model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*. Sedangkan model data deret waktu peubah ganda dengan melibatkan unsur waktu dan lokasi menurut Borovkova *et al.* (2002) menggunakan model *Generalized Space Time Autoregressive Integrated Moving Average (GSTARIMA)*.

Pada model *SARIMA* dan *GSTARIMA* dapat dilakukan dengan penambahan peubah penjelas. Penelitian Andayani *et al.* (2018) pada perbandingan model peramalan harga beras di 6 Provinsi di Pulau Jawa dengan model *GSTARIMA* dan *GSTARIMAX* dengan pendekatan fungsi transfer menunjukkan bahwa penambahan peubah penjelas pada model *GSTARIMA* dapat membantu dalam estimasi nilai peubah respon lebih baik. Peubah penjelas lokal yang digunakan dalam penelitian ini adalah curah hujan di setiap lokasi penelitian. Pemilihan peubah penjelas tersebut didasari oleh hasil penelitian yang dilakukan oleh Ishaq *et al.* (2016) yaitu luas panen padi dan curah hujan merupakan faktor yang berpengaruh signifikan terhadap produksi padi. Berdasarkan latar belakang tersebut maka pada penelitian ini akan mengkaji data produksi padi pada empat lokasi sentra produksi padi di Provinsi

Sulawesi Selatan dengan model peramalan *SARIMAX* dan *GSTARIMAX*. Penelitian ini diharapkan dapat memperkuat hasil penelitian terdahulu dengan memperhatikan keterkaitan antar lokasi dalam peramalan nilai produksi padi.

2. Metodologi

2.1 Bahan dan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data ruang waktu produksi padi dan curah hujan. Data produksi padi sebagai peubah tak bebas dan data curah hujan sebagai peubah bebas lokal. Data deret waktu produksi padi dan curah hujan yang digunakan periode 2010-2017 pada 3 lokasi di Provinsi Sulawesi Selatan, yaitu Bone, Wajo, dan Gowa.

Data produksi padi merupakan hasil perkalian antara luas panen (bulanan) dan produktivitas (empat bulanan). Data produktivitas yang digunakan dijadikan dalam periode bulanan dengan asumsi produktivitas pada bulan dalam satu *subround* (empat bulanan) sama. Sumber data produksi padi (bulanan) adalah hasil survei ubinan Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan. Data curah hujan yang digunakan dalam satuan millimeter dengan periode bulanan. Sumber data curah hujan dari website NASA, yaitu <http://precip.gsfc.nasa.gov>.

2.2 Metode Penelitian

Analisis data dilakukan menggunakan *software SAS 9.4*. Berikut tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini:

1. *Preprocessing* Data yaitu membagi data menjadi dua bagian yaitu 90 pengamatan pertama sebagai data latih dan 6 pengamatan terakhir menjadi data uji.
2. Melakukan eksplorasi dan deskripsi data dengan plot data deret waktu baik pada peubah tak bebas dan peubah bebas
3. Pemeriksaan kestasioneran ragam dengan uji *Levene*. Data yang belum stasioner ragam akan dilakukan transformasi \ln . Pemeriksaan kestasioneran rata-rata peubah tak bebas dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Data yang belum stasioner akan dilakukan pembedaan (*differencing*) sampai data tersebut stasioner.
4. Pembentukan Model *SARIMA*.

Rumus umum model *SARIMA* adalah sebagai berikut (Montgomery *et al.*, 2008):

$$\Phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\varepsilon_t \quad (1)$$

p, d, q : orde *autoregressive* (AR), *differencing* dan *moving average* (MA) non musiman

P, D, Q : orde *autoregressive* (AR), *differencing* dan *moving average* (MA) musiman

Z_t : peubah deret waktu Z pada periode ke- t

ε_t : residual (*error*) pada periode ke- t

B : operator *backshift*

s : indeks musiman

Penentuan ordo model *SARIMA* melalui plot *ACF* dan *PACF*. Model *SARIMA* terbaik dari setiap lokasi adalah model dengan pendugaan parameter signifikan, AIC terkecil, dan uji kelayakan model terpenuhi.

5. Melakukan Pembentukan dan pengkajian model *SARIMAX* dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Pemodelan regresi berdasarkan model *SARIMA* terbaik antara peubah tak bebas (Z_{it}) dan peubah bebas (X_{it}).
Rumus umum model *SARIMAX* adalah sebagai berikut (Rochayati et al., 2019):

$$\Phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\varepsilon_t + \alpha_1 X_{1,t} + \alpha_2 X_{2,t} + \dots + \alpha_k X_{k,t} \quad (2)$$

- b. Pendugaan dan uji signifikansi parameter
 - c. Uji kelayakan model untuk mengetahui asumsi sisaan *white noise*
6. Melakukan Pembentukan dan pengkajian model *GSTARIMAX* dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Membentuk matriks bobot lokasi kebalikan jarak. Matrik bobot lokasi dengan n lokasi penelitian dapat dituliskan sebagai berikut (Lesage & Pace, 2009):

$$W_{ij} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{12} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & w_{nn} \end{pmatrix} \quad (3)$$

Pembentukan matrik bobot kebalikan jarak dilakukan berdasarkan titik koordinat bujur lintang pusat lokasi yang diamati. Jika u dan v merupakan koordinat lintang dan bujur lokasi dan d_{ij} menyatakan jarak lokasi i terhadap lokasi ke- j maka diperoleh:

$$d_{ij} = \sqrt{(x(u_i) - x(u_j))^2 + (x(v_i) - x(v_j))^2} \quad (4)$$

dan elemen bobot matrik lokasi sebagai berikut :

$$W_{ij} = \begin{cases} \frac{W_{ij}^*}{\sum_{j=1}^n W_{ij}^*}, & \text{untuk } i \neq j \\ 0, & \text{untuk } i = j \end{cases} \quad (5)$$

dengan

$$W_{ij}^* = 1/d_{ij} \quad (6)$$

- b. Identifikasi model

Mengidentifikasi ordo waktu dan spasial pada model *GSTARIMA*. Ordo spasial akan dibatasi pada ordo 1. ordo waktu pada komponen non musiman berasal dari nilai AICC terkecil dan komponen musiman berasal dari ordo maksimum pada

model *SARIMA* di setiap lokasi. Model *GSTARIMA* pada setiap lokasi *i* didefinisikan sebagai berikut (Qomariyah *et al.*, 2017):

$$\nabla Z_{i(t)} = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_k} \Phi_{ikl} W^{(l)} \nabla Z_{i(t-k)} - \sum_{k=1}^q \sum_{l=0}^{\nu_k} \Theta_{ikl} W^{(l)} \varepsilon_{i(t-k)} + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

Z_{it} : vektor pengamatan nonstasioner pada lokasi *i* pada periode *t* untuk *n* lokasi

Φ_{ikl} : matriks diagonal parameter *autoregressive* pada lokasi *i*, lag waktu ke-*k*, dan lag spasial ke-*l* berukuran *n*x*n*

Θ_{ikl} : matrik diagonal parameter vektor *moving average* pada lokasi *i*, lag waktu ke-*k*, dan lag spasial ke-*l* berukuran *n*x*n*

$W^{(l)}$: matrik pembobot lokasi berukuran *n* x *n* pada lag $l = 0, 1, 2, \dots, n$

$\varepsilon_{i(t)}$: vektor sisaan yang *white noise* pada waktu ke *t* lokasi *i* yang berukuran (*n*x1)

λ_k dan ν_k : lag spasial ke-*l* dari *autoregressive* dan *moving average*

c. Pemodelan regresi model *GSTARIMAX* antara peubah tak bebas (Z_{it}) dengan peubah bebas (X_{it}). Model *GSTARIMAX* pada setiap lokasi *i* didefinisikan sebagai berikut (Andayani *et al.*, 2018):

$$\nabla Z_{i(t)} = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_k} \Phi_{ikl} W^{(l)} \nabla Z_{i(t-k)} - \sum_{k=1}^q \sum_{l=0}^{\nu_k} \Theta_{ikl} W^{(l)} \varepsilon_{i(t-k)} + \alpha_{ji} X_{ji(t)} + \varepsilon_{i(t)} \quad (8)$$

d. Estimasi parameter dan uji signifikansi parameter

e. Uji kelayakan model untuk mengetahui asumsi sisaan *white noise*

7. Evaluasi Model

Pemilihan model terbaik antara *SARIMAX* dan *GSTARIMAX* berdasarkan nilai rata-rata *MAPE* (*Mean Absolute Percentage Error*) terkecil. *MAPE* dapat diformulasikan sebagai berikut (Cryer, 1986):

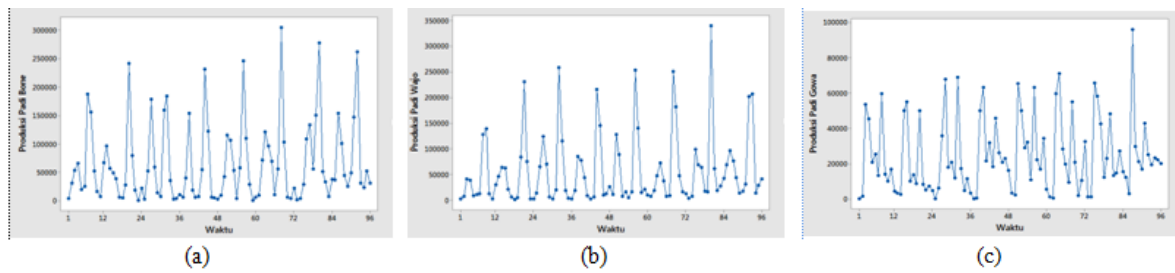
$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_t^T |re_t| \text{ dengan } re_t = \left(\frac{z_t - \hat{z}_t}{z_t} \right) 100 = \left(\frac{e_t}{z_t} \right) 100 \quad (9)$$

T adalah banyak pendugaan yang dilakukan pada data uji, z^t data aktual pada waktu *t*, \hat{z}^t data dugaan pada waktu ke-*t*, dan e_t sisaan pada waktu ke-*t*.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Deskripsi Data

Gambaran plot deret waktu setiap lokasi menunjukkan adanya pola musiman dan periode puncak panen. Pola musiman merupakan pola yang terjadi secara berulang pada bulan sama di setiap tahun selama kurun waktu pengamatan. Periode puncak panen di ketiga lokasi Bone, Wajo, dan Gowa hampir sama yaitu di bulan Maret dan Agustus dalam setahun (Gambar 1).



Gambar 1: Plot Produksi Padi Bulanan Tahun 2010-2017 Tiap Lokasi (a) Bone, (b) Wajo, dan (c) Gowa.

3.2 Pengujian Kestasioneran Deret Waktu

Hasil uji *Levene* menunjukkan nilai p dari setiap lokasi kurang dari 0.05 artinya data produksi padi keempat lokasi untuk membangun model tidak stasioner ragam (Tabel 1). Sehingga data ditransformasi Ln.

Tabel 1: Hasil Uji Kestasioneran Ragam (*Uji Levene*) Setiap Lokasi.

Lokasi	nilai	nilai p
Bone	1.690	0.0422
Wajo	1.944	0.0161
Gowa	1.859	0.0211

Hasil uji stasioneritas rata-rata dengan uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* menunjukkan nilai p pada komponen non musiman dan musiman yang lebih besar dari 0.05 (data tidak stasioner) (Tabel 2). Sehingga harus dilakukan *differencing* pertama pada kedua komponen tersebut. Hasilnya menunjukkan nilai p pada komponen non musiman dan musiman yang lebih kecil dari 0.05 (data stasioner) baik pada komponen non musiman dan musiman (Tabel 3).

Tabel 2: Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller* Setiap Lokasi.

Lokasi	Non Musiman		Musiman	
	Rho	nilai p	Rho	nilai p
Bone	-0.5695	0.5530	-0.7947	0.4852
Wajo	-0.3473	0.6019	0.2245	0.5594
Gowa	-0.2908	0.6147	-0.4295	0.5115

Tabel 3: Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller* Setiap Lokasi.

Lokasi	Non Musiman		Musiman	
	<i>Rho</i>	<i>p-value</i>	<i>Rho</i>	<i>p-value</i>
Bone	-145.914	0.0001*	-97.4344	0.0005*
Wajo	-239.532	0.0001*	-86.9019	0.0005*
Gowa	-48.1926	<.0001*	-99.9391	0.0009*

*Signifikan pada taraf nyata 0.05

3.3 Model SARIMAX (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Covariate X)

Penentuan ordo SARIMA dilakukan berdasarkan plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Model terbaik dipilih dari model tentatif yang paling efisien yaitu model yang memiliki nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* paling kecil. Model SARIMA terbaik dengan ordo komponen musiman yang hampir sama yaitu *moving average MA(1)* atau pada *lag 12* (Tabel 4). Pendugaan parameter model SARIMAX berdasarkan model SARIMA terbaik (Tabel 5).

Tabel 4: Model SARIMA Terbaik dari Masing Masing Lokasi.

Lokasi	Ordo	AIC
Bone	(2,1,0)*(0,1,1) ₁₂	1895.523
Wajo	(3,1,0)*(0,1,1) ₁₂	1873.352
Gowa	(1,1,0)*(0,1,1) ₁₂	1664.403

Tabel 5: Pendugaan Parameter Model SARIMAX.

Bone		Gowa		Wajo	
Peubah	Dugaan	Peubah	Dugaan	Peubah	Dugaan
Konstanta	-0.004	Konstanta	-0.017	Konstanta	-0.003
Z _{t-1}	-0.114	Z _{t-1}	-0.316*	Z _{t-1}	0.116
Z _{t-2}	-0.057	e _{t-12}	-0.847*	Z _{t-2}	-0.298*
e _{t-12}	-0.792*	X _{t-2}	-0.246*	Z _{t-3}	-0.13
X _{t-2}	0.043	X _{t-3}	0.251	e _{t-12}	-0.871*
X _{t-3}	0.065	X _{t-4}	-0.233*	X _{t-2}	-0.371*
X _{t-4}	-0.449*	X _{t-5}	0.009	X _{t-3}	-0.096
X _{t-5}	0.627*	X _{t-6}	-0.001	X _{t-4}	0.205
X _{t-6}	-0.34			X _{t-5}	-0.053
				X _{t-6}	0.047

*Signifikan pada taraf nyata 0.05

Berdasarkan pendugaan parameter tersebut artinya produksi padi di keempat lokasi dipengaruhi oleh *lag* produksi padi, curah hujan dan galat produksi padi pada dua belas bulan sebelumnya. Model *SARIMAX* dari masing masing lokasi telah memenuhi asumsi kelayakan model.

3.4 Matrik Bobot Spasial

Matriks bobot yang digunakan dalam penelitian ini adalah matrik bobot kebalikan jarak. Hasil perhitungan untuk matrik bobot kebalikan sebagai berikut :

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0.3875 & 0.3289 \\ 0.4971 & 0 & 0.2405 \\ 0.3370 & 0.1921 & 0 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan matrik bobot tersebut menunjukkan pada baris pertama nilai terbesar adalah bobot Wajo karena jarak koordinat antara Bone dan Wajo lebih dekat dibandingkan dengan jarak Bone ke lokasi lain, sebaliknya bobot yang paling kecil adalah Gowa ke Wajo karena jarak koordinat antara kedua lokasi tersebut paling jauh dibanding dengan lokasi lain (Gambar 2).



Gambar 2: Jarak Antarlokasi Berdasarkan Koordinat Lintang Bujur

3.5 Model *GSTARIMAX* (*Generalized Space Time Autoregressive Integrated Moving Average With Covariate X*)

Pada Penentuan ordo waktu model *GSTARIMAX* ditentukan melalui *Akaike's Information Criterion Corrected* (AICC) minimum. Nilai AICC terkecil pada ordo *AR* (2) (Tabel 6), sehingga ordo tersebut diterapkan pada komponen non musiman. Ordo komponen musiman ditentukan dari ordo optimum model *SARIMA* setiap lokasi yaitu ordo *MA*(1). Karena penentuan ordo model dengan AICC memiliki keterbatasan dalam identifikasi pola data yang mengandung komponen musiman. Berdasarkan identifikasi tersebut, maka ordo model *GSTARIMAX* adalah $(2,1,0)*(0,1,1)_{12}$ dengan

peubah penjelas curah hujan. Pendugaan parameter model *GSTARIMAX* (Tabel 7). Artinya produksi padi di Bone merupakan fungsi yang dibentuk dari produksi padi di lokasi itu sendiri dan lokasi tetangganya yaitu Wajo, dan Gowa satu dan dua bulan sebelumnya, galat pada dua belas bulan sebelumnya, dan curah hujan di lokasi itu sendiri pada dua, tiga, empat, lima, dan enam bulan sebelumnya. Model *GSTARIMAX* pada masing masing lokasi telah memenuhi uji kelayakan model.

Tabel 6: 6 AICC Model Tentatif.

Lag	MA 0	MA 1	MA 2	MA 3	MA 4	MA 5
AR 0	1.7304	1.4137	1.3334	1.2937	1.3523	1.6708
AR 1	1.2042	1.3846	1.3474	1.4673	1.7832	2.0950
AR 2	0.8741	1.0172	1.2273	1.4874	1.7652	2.1687
AR 3	1.0198	1.0998	1.6352	1.8082	2.2626	2.9262
AR 4	1.0279	1.0520	1.8025	2.0535	2.7419	3.3063
AR 5	1.3168	1.3540	1.9268	2.7703	3.8404	4.6341

Tabel 7: Pendugaan Parameter Model *GTARIMAX* Setiap Lokasi.

Bone		Gowa		Wajo	
Peubah	Dugaan	Peubah	Dugaan	Peubah	Dugaan
Konstanta	-0.018	Konstanta	-0.025	Konstanta	0.054
Z _{t-1,0}	-0.425*	Z _{t-1,0}	-0.497*	Z _{t-1,0}	-0.377*
Z _{t-1,1}	0.940*	Z _{t-1,1}	0.078	Z _{t-1,1}	0.146
Z _{t-2,0}	-0.078	Z _{t-2,0}	0.470*	Z _{t-2,0}	-0.100
Z _{t-2,1}	-0.450*	Z _{t-2,1}	-0.101	Z _{t-2,1}	-0.012
e _{t-12,0}	-2.236*	e _{t-12,0}	-0.597*	e _{t-12,0}	-0.433*
e _{t-12,1}	2.949*	e _{t-12,1}	-0.453*	e _{t-12,1}	0.096
X _{t-2}	0.674*	X _{t-2}	0.093	X _{t-2}	-0.111
X _{t-3}	-1.075*	X _{t-3}	0.126*	X _{t-3}	-0.388*
X _{t-4}	-1.045*	X _{t-4}	-0.189*	X _{t-4}	0.269*
X _{t-5}	0.728*	X _{t-5}	0.134	X _{t-5}	-0.149
X _{t-6}	0.343	X _{t-6}	-0.093	X _{t-6}	0.313*

*Signifikan pada taraf nyata 0.05

3.6 Perbandingan Model

Pemilihan model terbaik antara *SARIMAX* dan *GSTARIMAX* berdasarkan nilai rata-rata *MAPE* terkecil (Tabel 8). Semakin kecil nilai *MAPE* artinya nilai ramalan yang dihasilkan semakin mendekati nilai aktualnya. Berdasarkan nilai rata-rata *MAPE* maka model *GSTARIMAX* memiliki *MAPE* yang lebih kecil dari model *SARIMAX*. Hal ini menunjukkan model *GSTARIMAX* dapat meramalkan dengan lebih stabil dibandingkan dengan model *SARIMAX*.

Tabel 8: *MAPE* Model *SARIMAX* dan *GSTARIMAX*.

Lokasi	<i>MAPE</i>	
	<i>SARIMAX</i>	<i>GSTARIMAX</i>
Bone	9.647	7.118
Wajo	7.944	7.257
Gowa	6.774	7.150
Rata-Rata	8.1217	7.175

4. Simpulan

Secara keseluruhan model *SARIMAX* dan *GSTARIMAX* memiliki *performance* yang hampir sama dalam peramalan produksi padi. Namun, hasil peramalan dengan model *GSTARIMAX* lebih stabil di setiap lokasi ditunjukkan oleh nilai *MAPE* yang berkisar pada angka 7 persen. Hal ini menunjukkan matrik bobot lokasi kebalikan jarak yang dipilih memberikan peranan yang baik dalam peramalan produksi padi di ketiga lokasi. Selain itu peubah penjelas curah hujan signifikan berpengaruh terhadap produksi padi di seluruh lokasi. Namun pada penelitian ini tidak mengkaji secara spesifik *lag* curah hujan yang berpengaruh terhadap peramalan produksi padi.

Daftar Pustaka

- Andayani, N., Sumertajaya, I., Ruchjana, B., & Aidi, M. (2018). Comparison of *GSTARIMA* and *GSTARIMA-X* Model by Using Transfer Function Model Approach to Rice Price Data. *The 4th International Seminar on Sciences. IOP Conference Series: Earth and Environment Science 187*. Presented at the Bogor (ID). Bogor (ID): Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Bogor Agricultural University (FMIPA IPB).
- Borovkova, S., Lopuhaa, H., & Ruchjana, B. (2002). Generalized STAR model with experimental weights. *Proceedings of the 17th International Workshop on Statistical Modelling*, 139–147. Chania, Greece.
- [BPS] Badan Pusat Statistik. (2016). *Produksi Tanaman Pangan 2016*. Jakarta (ID): Badan Pusat Statistik.
- Cryer, J. (1986). *Time Series Analysis*. Boston: PWS-KENT Publishing Company.

- Ishaq, M., Rumiati, A., & Permatasari, E. (2016). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi Padi di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Regresi Semiparametrik Spline. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 5: 2337–3520.
- Lesage, J., & Pace, K. (2009). *Introduction to Spastial Econometrics*. Boca Raton (US): CRC Press/Taylor and Francis.
- Makridakis, S., Wheelwright, S., & Mcgee, V. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta (ID): Erlangga.
- Montgomery, D., Jennings, C., & Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Canada: John Wiley&Sons, Inc.
- Qomariyah, L., Toharudin, T., & Soemartini, S. (2017). Generalized Space Time Autoregressive Integrated Moving Average (GSTARIMA) Model to Forecast Cocoa Export Volume. *Proceeding The International Conference on Applied Statistics*, 2(1), 51–58. Bandung (ID): Departemen Statistika FMIPA Universitas Padjadjaran.
- Rochayati, I., Syafitri, U. D., & Sumertajaya, I. M. (2019). Kajian model peramalan kunjungan wisatawan mancanegara di bandara kualanamu medan tanpa dan dengan kovariat. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 3(1): 18–32.