

## INTERPOLASI KRIGING DALAM PEMODELAN GSTAR-SUR DAN GSTARX-SUR PADA SERANGAN HAMA PENGGEREK BUAH KOPI

Henny Pramoedyo, Arif Ashari, Alfi Fadliana

Jurusan Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Brawijaya

e-mail: [hennyp@ub.ac.id](mailto:hennyp@ub.ac.id)

DOI: 10.14710/medstat.13.1.25-35

### Article Info:

Received: 23 October 2019

Accepted: 22 June 2020

Available Online: 26 June 2020

### Keywords:

*GSTAR, GSTARX,  
Forecasting, Kriging  
Interpolation, Coffee  
Berry Borer*

**Abstract:** The GSTAR and GSTARX models normally can only be formed from observed locations. The problem that sometimes occurs is that not all locations that want to be modeled have complete data as well as other locations. This study uses GSTAR and GSTARX modeling using SUR approach and combines them with the kriging interpolation technique for forecasting coffee berry borer attack in Probolinggo Regency. This modeling is called GSTAR-SUR Kriging and GSTARX-SUR Kriging. This study aims to determine the best model between GSTAR-SUR Kriging and GSTARX-SUR Kriging for forecasting coffee borer attack in an unobserved location. The result of this study shows that GSTAR-SUR Kriging and GSTARX-SUR Kriging models can be used for forecasting coffee berry borer attack in unobserved locations with high forecast accuracy shown by MAPE values  $<10\%$ . In this study the GSTARX-SUR Kriging model  $(1, [1, 12])(10, 0, 0)$  is the best model for forecasting coffee berry borer attacks in unobserved locations.

## 1. PENDAHULUAN

Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) adalah salah satu jenis pemodelan yang digunakan dalam peramalan data deret waktu multivariat yang melibatkan aspek lokasi. Model GSTAR lebih tepat digunakan ketika karakteristik antar lokasi heterogen. Pendugaan parameter model GSTAR yang umumnya dilakukan dengan menggunakan Ordinary Least Square (OLS) memiliki kelemahan, yakni hasil pendugaan parameter tidak efisien ketika sisaan antar lokasi saling berkorelasi. Oleh karenanya, Iriany, *et al.* (2013) memperkenalkan pendekatan *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) dengan menggunakan *Generalized Least Square* (GLS) sebagai metode pendugaan parameter modelnya. Pendekatan SUR dalam pemodelan GSTAR terbukti mampu memberikan hasil pendugaan parameter yang lebih efisien daripada OLS ketika sisaan antar lokasi berkorelasi (Setiawan, *et al.*, 2016). Pemodelan GSTAR dengan pendekatan SUR dalam pendugaan parameter modelnya dikenal dengan pemodelan GSTAR-SUR.

Model GSTAR tentunya akan lebih informatif dan bermanfaat ketika ditambahkan variabel eksogen ke dalam model. Oleh karena variabel eksogen merupakan variabel yang juga dipengaruhi oleh waktu, maka pemodelan dapat dilakukan dengan pendekatan fungsi transfer. Pemodelan dengan memasukkan variabel eksogen ke dalam model GSTAR ini dikenal dengan pemodelan GSTARX. Model GSTARX ini dikembangkan oleh Suhartono, *et al.* (2016) dalam memodelkan tingkat inflasi di 4 kota besar di Provinsi Jawa Timur. Variabel eksogen yang digunakan dalam penelitian tersebut merupakan data non-metrik.

Model GSTAR secara normal tentunya hanya dapat digunakan dalam meramalkan suatu kejadian pada masa yang akan datang di lokasi-lokasi yang memang datanya digunakan dalam membentuk model. Permasalahan yang sering terjadi adalah tidak semua lokasi yang ingin dimodelkan tidak memiliki data yang lengkap sebagaimana lokasi-lokasi yang lain. Untuk itu, beberapa alternatif dapat dilakukan, salah satunya adalah dengan mengkombinasikan model GSTAR dengan teknik interpolasi. Penelitian tentang hal ini sejauh ini baru dilakukan oleh Abdullah, *et al.* (2018), yakni menggabungkan GSTAR dengan teknik interpolasi Kriging yang dikenal dengan pemodelan GSTAR-Kriging untuk meramalkan curah hujan di 3 kabupaten di Provinsi Jawa Barat. Pada penelitian tersebut, variabel eksogen belum dicoba untuk ditambahkan ke dalam model dan metode pendugaan parameter model yang digunakan adalah OLS.

Penelitian ini akan mencoba memadukan hasil dari beberapa penelitian sebelumnya tentang pengembangan model GSTAR, yakni mengkaji penerapan model GSTAR-SUR Kriging dan GSTARX-SUR Kriging dalam meramalkan serangan hama penggerek buah kopi di Kabupaten Probolinggo dengan membuat simulasi 1 lokasi yang tidak teramati. Selain pertimbangan besarnya dampak yang ditimbulkan oleh hama PBKo terhadap produktivitas dan mutu buah kopi, studi kasus ini dipilih dengan pertimbangan bahwa beberapa kebun kopi terletak di lokasi yang sulit dijangkau karena akses jalan yang kurang memadai. Hal ini membuat intensitas pengamatan yang dilakukan oleh petugas pengamat organisme pengganggu tumbuhan (POPT) di lokasi tersebut tidak sesering sebagaimana pengamatan di lokasi yang lain. Hal inilah yang kemudian melatarbelakangi perlunya dilakukan sebuah kajian penerapan teknik interpolasi kriging dalam pemodelan GSTAR-SUR dan GSTARX-SUR guna mendapatkan model terbaik untuk meramalkan serangan PBKo di lokasi-lokasi yang tidak teramati.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Model GSTAR

Model GSTAR dengan ordo *autoregressive* ( $p$ ) dan ordo spasial ( $\lambda$ ) dapat ditulis (Borovkova, *et al.*, 2008):

$$\mathbf{z}_{(t)} = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_k} \boldsymbol{\phi}_{kl} \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{z}_{(t-k)} + \boldsymbol{\varepsilon}_{(t)} \quad (1)$$

dengan:

- $\mathbf{z}_{(t)}$  : ( $N \times 1$ ) vektor pengamatan pada waktu ke- $t$
- $\lambda_k$  : orde spasial dari AR ke- $k$
- $\boldsymbol{\phi}_{kl}$  : matriks diagonal dengan elemen-elemen diagonal sebagai AR dan *space-time* bagi setiap lokasi ( $\boldsymbol{\phi}_{kl}^{(1)}, \dots, \boldsymbol{\phi}_{kl}^{(N)}$ )
- $\boldsymbol{\varepsilon}_{(t)}$  : *white noise* dengan vektor rata-rata 0 dan matriks ragam-peragam  $\sigma^2 \mathbf{I}$ .
- $\mathbf{W}^{(l)}$  : matriks pembobot spasial

## 2.2. Model GSTARX

Model GSTARX merupakan model GSTAR yang mempertimbangkan adanya variabel eksogen yang diduga memberikan pengaruh terhadap variabel endogen yang akan dimodelkan. Model GSTARX dengan ordo *autoregressive* ( $p$ ), ordo spasial ( $\lambda$ ), dan ordo fungsi transfer ( $b, r, s$ ) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\mathbf{z}_{(t)} = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_k} \phi_{kl} \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{z}_{(t-k)} + \omega(\mathbf{B}) [\delta(\mathbf{B})]^{-1} \mathbf{X}_{(t-b)} + \boldsymbol{\varepsilon}_{(t)} \quad (2)$$

dengan:

$\mathbf{X}_{(t-b)}$  : vektor variabel  $X$  berukuran  $m \times 1$  pada waktu  $t - b$   
 $\omega(\mathbf{B}) [\delta(\mathbf{B})]^{-1}$  : matriks diagonal parameter fungsi transfer berukuran  $m \times m$ ,  
 dengan  
 $\omega(\mathbf{B}) = (\omega_0 - \omega_1 \mathbf{B} - \dots - \omega_s \mathbf{B}^s)$   
 $\delta(\mathbf{B}) = (\mathbf{I} - \delta_1 \mathbf{B} - \dots - \delta_r \mathbf{B}^r)$ .

## 2.3. Pendugaan Parameter Model dengan *Seemingly Unrelated Regression* (SUR)

Model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) digunakan untuk analisis regresi multivariate ketika variabel sisaan berkorelasi antar persamaan (Alaba, *et al.*, 2010). Model SUR terdiri dari beberapa persamaan di mana sisaan tidak berkorelasi antar pengamatan dalam satu persamaan, tetapi berkorelasi antara persamaan yang satu dengan yang lain. Menurut Widyaningsih, *et al.* (2014), model SUR dengan  $m$  persamaan dalam notasi matriks dinyatakan sebagai berikut:

$$\mathbf{Y}^* = \mathbf{X}^* \boldsymbol{\beta}^* + \boldsymbol{\varepsilon}^* \quad (3)$$

dengan :

$$\mathbf{Y}^* = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X}^* = \begin{bmatrix} X_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & X_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & X_m \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta}^* = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_m \end{bmatrix}, \text{ dan } \mathbf{e}^* = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_m \end{bmatrix}$$

Asumsi yang harus dipenuhi pada model SUR adalah  $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = 0$  dan  $E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \boldsymbol{\sigma}_{ij} \mathbf{I}_T$  di mana  $i, j = 1, 2, \dots, m$ . Matriks ragam peragam dinyatakan dengan  $\boldsymbol{\Omega}$  sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\Omega} = \boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_T \quad (4)$$

dengan matriks  $\boldsymbol{\Omega}$  berukuran  $(N \times T) \times (N \times T)$ .

Pendugaan parameter model GSTARX-SUR menggunakan metode *Generalized Least Square* (GLS), yakni dengan meminimumkan jumlah kuadrat umum  $\boldsymbol{\varepsilon}' \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}$ . Hasil dari penduga GLS untuk model GSTAR-SUR dan GSTARX-SUR diperoleh dengan rumus berikut (Setiawan, *et al.* 2016):

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}' \boldsymbol{\Omega}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \boldsymbol{\Omega}^{-1} \mathbf{Z} \quad (5)$$

## 2.4. Interpolasi Kriging

Interpolasi Kriging merupakan fungsi matematis untuk menduga nilai pada lokasi-lokasi yang datanya tidak tersedia berdasarkan titik tersampel yang berada di sekitarnya dengan menggunakan model semivariogram. Semivariogram merupakan salah satu fungsi

yang menggambarkan dan memodelkan autokorelasi spasial antar data dari suatu peubah dan berfungsi sebagai suatu ukuran varians (Gaetan & Guyon, 2010). Semivariogram terbagi menjadi dua macam, yakni semivariogram eksperimental dan semivariogram teoritik. Semivariogram eksperimental dibuat berdasarkan nilai korelasi spasial antara dua buah variabel yang dipisahkan oleh suatu jarak tertentu. Semivariogram eksperimental dirumuskan sebagai berikut (Cressie, 1993):

$$\gamma^*(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(s_i + h) - Z(s_i)]^2 \quad (6)$$

dengan:

- $s_i$  : lokasi titik sampel
- $Z(s_i)$  : nilai observasi pada lokasi  $s_i$
- $h$  : jarak antara dua titik sampel
- $s_i, s_i + h$  : pasangan titik sampel yang berjarak  $h$
- $N(h)$  : banyak pasangan data yang memiliki jarak  $h$

Setelah diperoleh nilai semivariogram eksperimental, maka dapat dihitung parameter-parameter yang akan digunakan untuk perhitungan semivariogram teoritis. Beberapa parameter yang digunakan untuk mencari nilai dalam semivariogram teoritis yakni *sill*, *nugget*, dan *range* (Webster & Oliver, 2007). Setelah memperoleh nilai dari ketiga parameter tersebut, selanjutnya dilakukan perhitungan nilai semivariogram teoritis, untuk selanjutnya dibandingkan dengan semivariogram eksperimental. Ada beragam model semivariogram teoritis, diantaranya adalah model *spherical*, *exponential* dan *gaussian*.

## 2.5. Hama Penggerek Buah Kopi (PBKo)

Hama penggerek buah kopi (PBKo) merupakan hama utama pada perkebunan kopi di seluruh dunia (Infante, *et al.*, 2012). PBKo berupa serangga penggerek kumbang kecil berwarna gelap hampir hitam, yang dikenal dengan nama *Hypothenemus hampei* Ferr. PBKo merupakan Organisme Pengganggu Tumbuhan (OPT) utama tanaman kopi karena perkembangannya yang pesat (Baker, *et al.*, 1992). Serangan PBKo pada buah muda menyebabkan gugur buah, sedangkan serangan pada buah yang cukup tua menyebabkan biji kopi cacat berlubang-lubang dan bermutu rendah (Damon, 2000; Jaramillo, *et al.*, 2006). Hal ini berarti bahwa serangan penggerek buah tidak hanya menyebabkan rendahnya produksi tetapi juga menurunkan mutu biji kopi, yang menyebabkan naiknya biaya untuk sortasi biji-biji yang cacat. Dinamika populasi dan pola infestasi oleh PBKo erat kaitannya dengan faktor iklim seperti curah hujan dan kelembaban relatif, serta fisiologi tanaman kopi (Jaramillo, *et al.*, 2006).

## 3. METODE PENELITIAN

### 3.1. Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membentuk model, sedangkan data *testing* digunakan untuk memvalidasi model. Data *training* yang digunakan sebanyak 66 pengamatan, yakni data mulai dari bulan Januari 2014 hingga Juni 2019. Sedangkan data *testing* sebanyak 3 pengamatan, yakni data mulai bulan Juli hingga September 2019. Data berupa data deret waktu multivariat di 10 desa di 6 kecamatan penghasil kopi terbanyak di Kabupaten

Probolinggo, meliputi data persentase serangan PBKo bulanan sebagai variabel endogen dan data curah hujan bulanan sebagai variabel eksogen.

Data persentase serangan PBKo untuk data training diperoleh dari Balai Besar Perbenihan dan Proteksi Tanaman Perkebunan (BBPPTP) Surabaya. Sedangkan data persentase serangan PBKo untuk data testing diperoleh dari hasil pengamatan langsung ke lokasi penelitian yang dibantu oleh petugas pengamat dari BBPPTP Surabaya. Adapun data curah hujan baik untuk data training dan untuk data testing, keduanya diambil dari situs resmi Badan Penerbangan dan Antariksa milik Amerika Serikat (NASA).

### 3.2. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini dijabarkan ke dalam langkah-langkah sebagai berikut:

1. Melakukan pemodelan GSTAR dan GSTARX dengan tahapan meliputi:
  - a. Menentukan matriks pembobot spasial.
  - b. Mengidentifikasi ordo model GSTAR dan GSTARX.
  - c. Menduga parameter model GSTAR dan GSTARX dengan metode OLS.
  - d. Menguji sisaan dari model GSTAR-OLS dan GSTARX-OLS. Jika terdapat korelasi sisaan antar persamaan, maka dilakukan pemodelan GSTAR dan GSTARX menggunakan pendekatan SUR.
  - e. Menduga parameter model GSTAR-SUR dan GSTARX-SUR.
  - f. Melakukan uji diagnostik untuk mengetahui sisaan model bersifat *white noise*.
2. Melakukan peramalan untuk 3 bulan ke depan menggunakan model GSTAR-SUR dan GSTARX-SUR yang diperoleh.
3. Melakukan pemodelan GSTAR-SUR Kriging dan GSTARX-SUR Kriging dengan tahapan meliputi:
  - a. Menentukan 9 lokasi yang teramati dan 1 lokasi yang tidak teramati.
  - b. Melakukan pemodelan GSTAR-SUR dan GSTARX-SUR pada 9 lokasi yang teramati dengan cara yang sama seperti langkah nomor 1.
  - c. Menentukan semivariogram eksperimental dan teoritis dengan menggunakan nilai duga parameter GSTAR-SUR dan GSTARX-SUR pada 9 lokasi yang teramati.
  - d. Menduga bobot kriging dan memprediksi parameter GSTAR-SUR Kriging dan GSTARX-SUR Kriging pada lokasi yang tidak teramati.
4. Melakukan peramalan 3 bulan ke depan dengan menggunakan model GSTAR-SUR Kriging dan GSTARX-SUR Kriging yang diperoleh.
5. Melakukan pengambilan data primer di 10 lokasi dalam 3 bulan ke depan
6. Menentukan model peramalan terbaik berdasarkan nilai RMSE.
7. Menguji kehandalan model peramalan terbaik berdasarkan nilai MAPE.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Mengidentifikasi Orde Model GSTAR dan GSTARX

Orde spasial dalam penelitian ini dibatasi  $\lambda = 1$  karena orde spasial lebih dari satu cukup sulit dalam menginterpretasikannya, sedangkan orde waktu ( $p$ ) ditentukan melalui skema *Matrix Partial Cross Correlation Function* (MPCCF) dan *Akaike Information Criterion* (AICC). Berdasarkan skema MPCCF dan AICC dapat disimpulkan bahwa orde  $p = 1$ . Dengan mempertimbangkan plot data yang menunjukkan bahwa data serangan hama PBKo cenderung memiliki pola musiman 12 bulan, maka selain *lag* 1, pada orde waktu model GSTAR juga ditambahkan *lag* 12, sehingga model GSTAR( $\lambda, p$ ) dengan *lag*

spasial 1 dinyatakan dengan GSTAR (1,[1,12]). Selanjutnya orde fungsi transfer diidentifikasi dengan menggunakan plot *Cross Correlation Function* (CCF). Struktur model GSTARX-SUR dapat dinyatakan dengan GSTARX-SUR (1,[1,12])(10,0,0).

## 4.2. Pendugaan Parameter Model GSTAR dan GSTARX

### 4.2.1 Pendugaan Parameter Model GSTAR

Pendugaan parameter model GSTAR dilakukan dengan menggunakan metode OLS terlebih dulu untuk menghasilkan sisaan. Selanjutnya, dari sisaan yang diperoleh dari metode OLS tersebut, didapatkan matriks ragam peragam sisaan yang akan digunakan dalam pendugaan parameter model menggunakan metode SUR. Secara ringkas, hasil pendugaan parameter model GSTAR-SUR tersaji pada Tabel 1.

**Tabel 1** Hasil Pendugaan Parameter Model GSTAR-SUR

Lokasi	Parameter $\beta$	$\beta$ duga	$p$ value	Ket	Lokasi	Parameter $\beta$	$\beta$ duga	$p$ value	Ket
Z1	$\varphi_{10}^{(1)}$	0.452	0.000	NS	Z6	$\varphi_{10}^{(6)}$	0.151	0.111	NS
	$\varphi_{120}^{(1)}$	0.269	0.032	**		$\varphi_{120}^{(6)}$	-0.088	0.366	NS
	$\varphi_{11}^{(1)}$	0.156	0.209	NS		$\varphi_{11}^{(6)}$	0.563	0.000	***
	$\varphi_{121}^{(1)}$	0.120	0.316	NS		$\varphi_{121}^{(6)}$	0.384	0.001	***
Z2	$\varphi_{10}^{(2)}$	0.282	0.084	*	Z7	$\varphi_{10}^{(7)}$	0.602	0.001	***
	$\varphi_{120}^{(2)}$	0.072	0.616	NS		$\varphi_{120}^{(7)}$	0.224	0.131	NS
	$\varphi_{11}^{(2)}$	0.348	0.070	*		$\varphi_{11}^{(7)}$	0.086	0.640	NS
	$\varphi_{121}^{(2)}$	0.298	0.098	*		$\varphi_{121}^{(7)}$	0.068	0.689	NS
Lokasi	Parameter $\beta$	$\beta$ duga	$p$ value	Ket	Lokasi	Parameter $\beta$	$\beta$ duga	$p$ value	Ket
Z3	$\varphi_{10}^{(3)}$	0.434	0.002	***	Z8	$\varphi_{10}^{(8)}$	0.508	0.002	***
	$\varphi_{120}^{(3)}$	0.007	0.962	NS		$\varphi_{120}^{(8)}$	0.274	0.119	NS
	$\varphi_{11}^{(3)}$	0.191	0.185	NS		$\varphi_{11}^{(8)}$	0.176	0.311	NS
	$\varphi_{121}^{(3)}$	0.370	0.018	**		$\varphi_{121}^{(8)}$	0.026	0.897	NS
Z4	$\varphi_{10}^{(4)}$	0.167	0.221	NS	Z9	$\varphi_{10}^{(9)}$	0.692	0.000	***
	$\varphi_{120}^{(4)}$	0.173	0.229	NS		$\varphi_{120}^{(9)}$	-0.138	0.070	*
	$\varphi_{11}^{(4)}$	0.491	0.001	***		$\varphi_{11}^{(9)}$	0.027	0.807	NS
	$\varphi_{121}^{(4)}$	0.135	0.350	NS		$\varphi_{121}^{(9)}$	0.412	0.001	***
Z5	$\varphi_{10}^{(5)}$	0.274	0.057	*	Z10	$\varphi_{10}^{(10)}$	0.610	0.000	***
	$\varphi_{120}^{(5)}$	-0.116	0.517	NS		$\varphi_{120}^{(10)}$	-0.269	0.022	**
	$\varphi_{11}^{(5)}$	0.384	0.012	**		$\varphi_{11}^{(10)}$	0.058	0.657	NS
	$\varphi_{121}^{(5)}$	0.429	0.013	**		$\varphi_{121}^{(10)}$	0.624	0.000	***

Dari hasil pendugaan parameter model GSTAR, dapat diketahui bahwa terdapat lokasi di mana serangan PBKo dipengaruhi oleh serangan satu bulan sebelumnya di lokasi tersebut, ada pula yang dipengaruhi oleh serangan satu bulan dan satu tahun sebelumnya di lokasi tersebut, dan ada juga yang dipengaruhi oleh serangan satu bulan sebelumnya yang terjadi di lokasi sekitarnya. Hal ini menunjukkan bahwa serangan PBKo di Kabupaten Probolinggo selain dipengaruhi oleh aspek waktu, juga dipengaruhi oleh aspek spasial.

### 4.2.2. Pendugaan Parameter Model GSTARX

Sama halnya dengan pendugaan parameter model GSTAR, pendugaan parameter model GSTARX dilakukan dengan menggunakan metode OLS terlebih dulu untuk menghasilkan sisaan. Selanjutnya, dari sisaan yang diperoleh dari metode OLS tersebut,

didapatkan matriks ragam peragam sisaan yang akan digunakan dalam pendugaan parameter model menggunakan metode SUR. Secara ringkas, hasil pendugaan parameter model GSTARX-SUR tersaji pada Tabel 2.

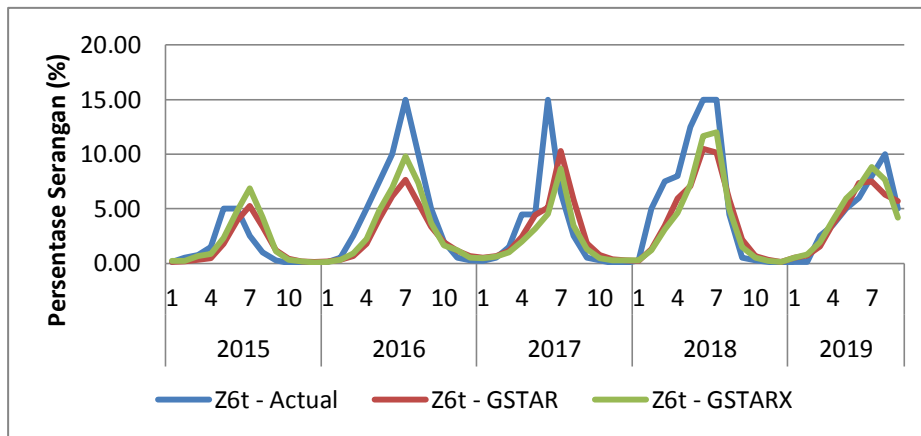
**Tabel 2** Hasil Pendugaan Parameter Model GSTARX-SUR

Lokasi	Parameter $\beta$	$\beta$ duga	$p$ value	Ket	Lokasi	Parameter $\beta$	$\beta$ duga	$p$ value	Ket
<b>Z1</b>	$\varphi_{10}^{(1)}$	0.389	0.000	***	<b>Z6</b>	$\varphi_{10}^{(6)}$	0.139	0.127	NS
	$\varphi_{120}^{(1)}$	0.239	0.065	*		$\varphi_{120}^{(6)}$	-0.088	0.359	NS
	$\varphi_{11}^{(1)}$	0.206	0.171	NS		$\varphi_{11}^{(6)}$	0.485	0.000	***
	$\varphi_{121}^{(1)}$	0.134	0.315	NS		$\varphi_{121}^{(6)}$	0.298	0.008	***
	$\omega_{10}^{(1)}$	0.007	0.645	NS		$\omega_{10}^{(6)}$	0.039	0.004	***
<b>Z2</b>	$\varphi_{10}^{(2)}$	0.244	0.099	*	<b>Z7</b>	$\varphi_{10}^{(7)}$	0.622	0.002	***
	$\varphi_{120}^{(2)}$	0.033	0.805	NS		$\varphi_{120}^{(7)}$	0.452	0.012	**
	$\varphi_{11}^{(2)}$	0.316	0.068	*		$\varphi_{11}^{(7)}$	-0.004	0.985	NS
	$\varphi_{121}^{(2)}$	0.258	0.118	NS		$\varphi_{121}^{(7)}$	-0.277	0.178	NS
	$\omega_{10}^{(2)}$	0.033	0.029	**		$\omega_{10}^{(7)}$	0.043	0.003	***
<b>Z3</b>	$\varphi_{10}^{(3)}$	0.341	0.011	**	<b>Z8</b>	$\varphi_{10}^{(8)}$	0.497	0.005	***
	$\varphi_{120}^{(3)}$	0.027	0.834	NS		$\varphi_{120}^{(8)}$	0.294	0.110	NS
	$\varphi_{11}^{(3)}$	0.214	0.119	NS		$\varphi_{11}^{(8)}$	0.098	0.589	NS
	$\varphi_{121}^{(3)}$	0.274	0.048	**		$\varphi_{121}^{(8)}$	-0.071	0.736	NS
	$\omega_{10}^{(3)}$	0.033	0.010	**		$\omega_{10}^{(8)}$	0.035	0.005	***
Lokasi	Parameter $\beta$	$\beta$ duga	$p$ value	Ket	Lokasi	Parameter $\beta$	$\beta$ duga	$p$ value	Ket
<b>Z4</b>	$\varphi_{10}^{(4)}$	0.162	0.233	NS	<b>Z9</b>	$\varphi_{10}^{(9)}$	0.658	0.000	***
	$\varphi_{120}^{(4)}$	0.165	0.245	NS		$\varphi_{120}^{(9)}$	-0.163	0.046	**
	$\varphi_{11}^{(4)}$	0.426	0.005	***		$\varphi_{11}^{(9)}$	-0.041	0.726	NS
	$\varphi_{121}^{(4)}$	0.064	0.650	NS		$\varphi_{121}^{(9)}$	0.331	0.004	***
	$\omega_{10}^{(4)}$	0.033	0.002	***		$\omega_{10}^{(9)}$	0.045	0.005	***
<b>Z5</b>	$\varphi_{10}^{(5)}$	0.267	0.036	**	<b>Z10</b>	$\varphi_{10}^{(10)}$	0.62	0.000	***
	$\varphi_{120}^{(5)}$	-0.119	0.445	NS		$\varphi_{120}^{(10)}$	-0.303	0.011	**
	$\varphi_{11}^{(5)}$	0.314	0.021	**		$\varphi_{11}^{(10)}$	-0.033	0.812	NS
	$\varphi_{121}^{(5)}$	0.353	0.019	**		$\varphi_{121}^{(10)}$	0.598	0.000	***
	$\omega_{10}^{(5)}$	0.035	0.001	***		$\omega_{10}^{(10)}$	0.033	0.052	*

Dari hasil pendugaan parameter model GSTARX pada Tabel 2, dapat diketahui bahwa hasil pengujian signifikansi parameter model GSTARX antar lokasi juga cukup bervariasi. Berdasarkan hasil pengujian parameter  $\omega_{10}$  dapat diketahui bahwa curah hujan 10 bulan sebelumnya berpengaruh signifikan terhadap serangan PBKo di 9 lokasi. Hal ini menunjukkan bahwa serangan PBKo di Kabupaten Probolinggo selain dipengaruhi oleh aspek waktu dan spasial, juga dipengaruhi oleh curah hujan 10 bulan sebelumnya.

#### 4.3. Peramalan Menggunakan Model GSTAR dan GSTARX

Berdasarkan model GSTAR dan GSTARX yang terbentuk, peramalan serangan hama PBKo dapat dilakukan. Gambar 1 menyajikan salah satu plot data prediksi (ramalan) dan data aktual di Desa Segaran, Kecamatan Tiris.



Gambar 1 Plot Data Aktual dengan Data Prediksi (Ramalan) Model GSTAR dan GSTARX

#### 4.4. Pendugaan Parameter Model GSTAR Kriging dan GSTARX Kriging

##### 4.4.1. Pendugaan Parameter Model GSTAR dan GSTARX di Lokasi Teramati

Pada penelitian ini akan disimulasikan bahwa 1 dari 10 desa di Kabupaten Probolinggo, datanya tidak tersedia secara lengkap, yaitu Desa Watupanjang, Kecamatan Krucil. Desa ini dipilih sebagai lokasi yang tidak teramati karena lokasi kebun kopi di wilayah tersebut sulit dijangkau. Pemodelan GSTARX-SUR di 9 lokasi teramati dilakukan dengan tahapan sebagaimana pemodelan GSTARX-SUR di 10 lokasi. Adapun tahap peramalan dilakukan setelah proses interpolasi kriging untuk mendapatkan nilai duga parameter model GSTARX-SUR Kriging di lokasi yang tidak teramati.

##### 4.4.2. Pendugaan Parameter Model di Lokasi Tidak Teramati

Pendugaan parameter model di lokasi yang tidak teramati dilakukan dengan interpolasi kriging, yakni dengan menggunakan nilai duga parameter model di 9 lokasi yang teramati. Perbandingan hasil pendugaan parameter model GSTAR Kriging dan GSTARX Kriging dengan model GSTAR dan GSTARX di Desa Watupanjang tersaji pada Tabel 3.

Tabel 3 Perbandingan Nilai Duga Parameter Model GSTAR dengan GSTAR Kriging dan antara Model GSTARX dengan GSTARX Kriging di Desa Watupanjang

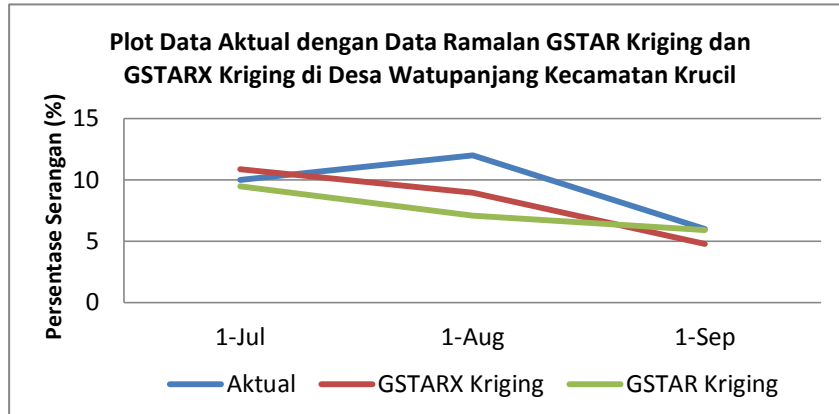
Parameter	GSTAR	GSTAR	Parameter	GSTARX	GSTARX
	Kriging			Kriging	
$\varphi_{10}^{(7)}$	0.617	0.602	$\varphi_{10}^{(7)}$	0.553	0.622
$\varphi_{120}^{(7)}$	0.228	0.224	$\varphi_{120}^{(7)}$	0.234	0.452
$\varphi_{11}^{(7)}$	0.053	0.086	$\varphi_{11}^{(7)}$	0.046	-0.004
$\varphi_{121}^{(7)}$	0.084	0.068	$\varphi_{121}^{(7)}$	-0.021	-0.277
			$\omega_{10}^{(7)}$	0.037	0.043

Dari Tabel 3 dapat dilihat bahwa hasil pendugaan parameter model GSTAR Kriging tidak berbeda jauh dengan hasil pendugaan parameter model GSTAR biasa. Sedangkan hasil pendugaan parameter model GSTARX Kriging untuk tiga parameter relatif tidak jauh berbeda dan dua parameter lainnya sedikit ada perbedaan, meski juga tidak begitu besar. Hasil pendugaan parameter model baik di 9 lokasi yang teramati maupun di 1 lokasi yang tidak teramati akan digunakan untuk membentuk model GSTAR Kriging dan GSTARX Kriging untuk meramalkan serangan PBKo di 10 lokasi.



#### 4.5. Peramalan Menggunakan Model GSTAR Kriging dan GSTARX Kriging

Berdasarkan model peramalan tersebut, selanjutnya dilakukan peramalan dengan metode *one step ahead* selama tiga bulan ke depan. Gambar 2 menyajikan perbandingan hasil ramalan serangan penggerek buah kopi di Desa Watupanjang antara model GSTARX Kriging dan model GSTAR Kriging.



**Gambar 2** Plot Data Aktual dan Data Ramalan Model GSTAR Kriging dan GSTARX Kriging

Dari Gambar 2 di atas, dapat dilihat bahwa plot hasil ramalan model GSTARX Kriging lebih mendekati nilai aktual daripada plot hasil ramalan model GSTAR Kriging. Hal ini mengindikasikan bahwa hasil ramalan model GSTARX Kriging lebih akurat daripada model GSTAR Kriging.

#### 4.6. Perbandingan Akurasi Hasil Peramalan Model GSTAR dan GSTARX

Tolok ukur yang digunakan dalam membandingkan akurasi hasil ramalan model adalah nilai RMSE peramalan. Berikut adalah hasil perbandingan nilai RMSE peramalan dari model GSTAR dan GSTARX.

**Tabel 4** Nilai RMSE peramalan GSTAR dan GSTARX

Model	RMSE										Rata-rata
	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	Z8	Z9	Z10	
<b>GSTAR</b>	0.04	0.07	<b>0.06</b>	0.03	0.03	0.03	0.04	<b>0.05</b>	<b>0.02</b>	<b>0.022</b>	0.042
	5	5	<b>3</b>	5	3	7	6	<b>2</b>	<b>1</b>		8
<b>GSTAR</b>	<b>0.04</b>	<b>0.07</b>	0.06	<b>0.03</b>	<b>0.02</b>	<b>0.02</b>	<b>0.03</b>	0.05	0.02	0.043	<b>0.042</b>
<b>X</b>	<b>3</b>	<b>2</b>	6	<b>2</b>	<b>7</b>	<b>4</b>	<b>8</b>	4	8		<b>7</b>

Dari Tabel 4 di atas, dapat dilihat bahwa nilai rata-rata RMSE peramalan model GSTARX lebih kecil daripada nilai rata-rata RMSE peramalan model GSTAR. Hasil peramalan menggunakan model GSTARX lebih akurat di 6 lokasi, sedangkan model GSTAR lebih akurat di 4 lokasi. Hal ini menunjukkan bahwa akurasi ramalan dari model GSTARX lebih baik daripada model GSTAR.

#### 4.7. Uji Keandalan Model Peramalan GSTAR Kriging dan GSTARX Kriging

Uji keandalan model peramalan GSTAR kriging dan GSTARX kriging dapat dilihat dengan melihat nilai MAPE peramalan. Model peramalan dikatakan handal jika memiliki nilai MAPE ramalan kurang dari 10%. Tabel 5 berikut menyajikan nilai MAPE hasil ramalan model GSTAR Kriging dan GSTARX Kriging.

**Tabel 5** Nilai MAPE Peramalan GSTAR Kriging dan GSTARX Kriging

Model	MAPE (%)										Rata-rata
	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	Z8	Z9	Z10	
<b>GSTAR Kriging</b>	7.20	11.85	9.88	5.92	5.68	5.20	7.35	7.58	<b>2.83</b>	<b>2.79</b>	6.63
<b>GSTARX Kriging</b>	<b>6.75</b>	<b>9.96</b>	<b>8.81</b>	<b>4.97</b>	<b>4.82</b>	<b>4.32</b>	<b>4.98</b>	<b>6.97</b>	4.37	5.80	<b>6.18</b>

Dari Tabel 5, dapat dilihat bahwa kedua model, baik GSTAR Kriging maupun GSTARX Kriging memiliki nilai MAPE kurang dari 10%, sehingga keduanya dapat diandalkan dalam meramalkan serangan PBKo di wilayah kabupaten Probolinggo ketika ada salah satu lokasi yang tidak tersedia datanya secara lengkap. Meski demikian, jika dibandingkan nilai rata-rata MAPE peramalan model GSTARX Kriging lebih kecil daripada model GSTAR Kriging. Hal ini menunjukkan bahwa akurasi model GSTARX Kriging lebih baik daripada model GSTAR Kriging.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa teknik interpolasi kriging dapat dikombinasikan dengan model GSTAR-SUR dan GSTARX-SUR untuk peramalan serangan PBKo di lokasi yang tidak teramati dan memiliki akurasi ramalan yang cukup tinggi yang ditunjukkan dengan nilai rata-rata MAPE ramalan kurang dari 10%. Pada penelitian ini model GSTARX-SUR Kriging (1,[1,12])(10,0,0) merupakan model terbaik untuk digunakan dalam meramalkan serangan PBKo di lokasi yang tidak teramati di Kabupaten Probolinggo.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih disampaikan kepada Universitas Brawijaya atas dukungannya. Penelitian ini didanai dengan skema “Hibah Penelitian untuk Guru Besar dan Doktor” Tahun Anggaran 2019.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, A. S., Matoha, S., Lubis, D. A., Falah, A. N., Jaya, I. G. N.M., Hermawan, E., dan Ruchjana, B. N. 2018. Implementation of Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)-Kriging Model for Predicting Rainfall Data at Unobserved Locations in West Java, *Applied Mathematics & Information Sciences*, Vol. 12, No. 3, hal 607-615.
- Alaba, O. O., Olubusoye E. O., dan Ojo S. O. 2010. Efficiency of Seemingly Unrelated Regression Estimator over The Ordinary Least Square, *European Journal of Scientific Research*, Vol. 39, No. 1, hal 153-160.
- Baker, P. S., Barerra J. F., dan Rivas A. 1992. Life History Studies of the Coffee Berry Borer (*Hypothenemus hampei*, Scolytidae) on Coffee Trees in Southern Mexico, *Applied Ecology*, Vol. 29, hal 656-622.
- Borovkova, S., Lopuhaa, H. P., dan Ruchjana, B. N. 2008. Consistency and Asymptotic Normality of Least Squares Estimators in Generalized STAR Models, *Statistica Neerlandica*, Vol. 62, hal 482-508.

- Cressie, N. A.C. 1993. *Statistics for Spatial Data*, New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Damon, A. 2000. A Review of the Biology and Control of the Coffee Berry Borer Hypothenemus Hampei (Coleoptera: Scolytidae). *Bulletin of Entomological Research*, Vol. 90, hal 453-465.
- Gaetan, C. dan Guyon, X. 2010. Spatial Statistics and Modeling, *Media*. URL: <http://doi.org/10.1007/978-0-387-92257-7>.
- Infante, F., Pérez, J., dan Vega, F. E. 2012. Redirect Research to Control Coffee Pest, *Nature*, hal 489-502.
- Iriany, A., Suhariningsih, Ruchjana, B. N., dan Setiawan, 2013. Prediction of Precipitation Data at Batu Town using GSTAR (1,p)-SUR Model. *Journal of Basic and Applied Scientific Research*, Vol. 3, No. 6, hal 860-865.
- Jaramillo, J., Borgemeister C., dan Baker P. 2006. Coffee Berry Borer Hypothenemus hampei (Coleoptera: Curculionidae): Searching for Sustainable Control Strategies, *Bulletin of Entomological Research*, Vol. 96, hal 223-233.
- Setiawan, S. dan Prastuti M. 2016. S-GSTAR-SUR Model for Seasonal Spatio Temporal Data Forecasting, *Malaysian Journal of Mathematical Sciences*, Vol.10, hal 53-65.
- Suhartono, S., Wahyuningrum, S. R., dan Akbar, M. S., 2016. GSTARX-GLS Model for Spatio-Temporal Data Forecasting, *Malaysian Journal of Mathematical Sciences*, Vol. 10, hal 91-103.
- Webster, R. dan Oliver, M. A. 1992. Sample Adequately to Estimate Variograms of Soil Properties, *J Soil Sci*, Vol. 43, No. 1, hal 177-192.
- Widyaningsih, A., Susilawati M., dan Sumarjaya, I.W. 2014. Estimasi Model Seemingly Unrelated Regression (SUR) dengan Metode Generalized Least Square (GLS), *Jurnal Matematika*, Vol. 4, No. 2, hal 102-110.