

## ANALISIS HUBUNGAN PRODUKSI PERIKANAN TANGKAP LAUT, CURAH HUJAN, DAN SUHU PERMUKAAN LAUT DENGAN MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE* (VAR)

Ramadhan Lenggu Ramli<sup>1§</sup>, I Wayan Sumarjaya<sup>2</sup>, Kartika Sari<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Matematika, Fakultas MIPA – Universitas Udayana [Email: ramadhanramli88@gmail.com]

<sup>2</sup>Program Studi Matematika, Fakultas MIPA – Universitas Udayana [Email: sumarjaya@gmail.com]

<sup>3</sup>Program Studi Matematika, Fakultas MIPA – Universitas Udayana [Email: sarikaartika@unud.ac.id]

<sup>§</sup>Corresponding Author

### ABSTRACT

*NTT Province is one of the provinces with the largest marine catch fisheries production in Indonesia. Rainfall and sea surface temperature are factors that affect marine catch fisheries production. This study aims to analyze relationships between marine catch fisheries production, sea surface temperature and rainfall in NTT based on time series data using a vector autoregressive model (VAR). The result of this study: (i) the best VAR model for forecasting marine catch fisheries, rainfall, and sea surface temperature is a second-order VAR model (VAR (2)), (ii) based on MAPE forecasting criterion, the VAR model obtained classified as good forecasting for variable production of marine catch fisheries, and sea surface temperature, while for rainfall forecasting is inaccurate, (iii) significant sea surface temperatures affect marine catch fisheries production and rainfall in NTT.*

**Keywords:** *Forecasting, MAPE, Marine catch fisheries production, Vector autoregressive (VAR).*

### 1. PENDAHULUAN

Metode peramalan merupakan seni dan ilmu memprediksi peristiwa-peristiwa masa depan dengan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa depan menggunakan model matematis (Heizer et al., 2011). Metode peramalan dapat digunakan untuk meramalkan produksi perikanan tangkap laut. Peramalan produksi perikanan tangkap laut dapat dipakai sebagai acuan bagi pemerintah dalam mengoptimalkan ekspor ikan.

Indonesia merupakan sebuah negara yang memiliki produksi perikanan tangkap laut melimpah. Menurut BPS (2018) jumlah penangkapan ikan laut di Indonesia tahun 2015 sebanyak 6.204.668 ton, pada tahun 2016 sebanyak 6.334.106 ton, dan pada tahun 2017 sebanyak 6.570.056 ton. Salah satu Provinsi dengan produksi perikanan tangkap yang banyak adalah Provinsi Nusa Tenggara Timur. Menurut BPS (2018) jumlah penangkapan ikan laut di Provinsi NTT pada tahun 2015 sebanyak 118.389 ton, pada tahun 2016 sebanyak 123.766

ton, dan pada tahun 2017 sebanyak 138.268 ton, berdasarkan data tersebut terlihat adanya peningkatan jumlah penangkapan ikan di Provinsi NTT dari tahun 2015 sampai tahun 2017.

Produksi perikanan tangkap tidak terlepas dari sebaran kelimpahan ikan. Sebaran kelimpahan ikan dipengaruhi oleh dinamika oseanografi. Beberapa parameter dinamika oseanografi antara lain suhu air laut, arus laut, salinitas, dan ketersediaan makanan. Suhu merupakan parameter oseanografi yang berpengaruh sangat dominan terhadap kehidupan ikan. Setiap jenis ikan mempunyai suhu optimum untuk kehidupannya (Lalli and Parsons, 1997). Selain suhu, salinitas berpengaruh terhadap berlangsungnya proses biologis yang secara langsung memengaruhi laju pertumbuhan, jumlah makanan yang dikonsumsi, nilai konversi makanan, dan daya kelangsungan hidup ikan (Robinson, 2010).

Metode analisis yang dapat digunakan untuk

meramalkan adalah analisis deret waktu. VAR merupakan metode deret waktu yang dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan lebih dari satu variabel secara simultan. Keunggulan dari metode VAR adalah (1) bentuk model sederhana tidak perlu menentukan variabel endogen dan variabel eksogen karena dalam model ini, semua variabel adalah variabel endogen; (2) estimasi model VAR bersifat sederhana yaitu bisa menggunakan metode kuadrat terkecil (MKT); (3) hasil peramalan yang diperoleh dari metode ini lebih baik dibandingkan dengan model simultan kompleks lainnya (Gujarati, 2004).

Penelitian terkait metode VAR telah dilakukan oleh Ranangga, *et al.* (2018) menunjukkan bahwa nilai MAPE pada model VAR (6) memberikan peramalan yang baik dalam meramalkan jumlah kunjungan wisatawan Cina (15,9%) dan memberikan hasil peramalan yang akurat dalam meramalkan jumlah kunjungan wisatawan Australia (6,8%) dan Jepang (9%). Sementara itu, penelitian peramalan produksi penangkapan ikan telah dilakukan oleh Bako *et al.* (2013) dengan menggunakan model ARIMA. Dari penelitian Bako *et al.* (2013), diperoleh model ARIMA (1,1,0) (0,0,1)<sub>12</sub> dan model SARIMA (0,1,1) (0,0,1)<sub>12</sub> sebagai model terbaik dalam meramalkan jumlah penangkapan ikan selayor dan ikan tambun beluru di perairan Malaysia. Sedangkan penelitian pengaruh oseanografi terhadap perikanan tangkap laut telah dilakukan oleh Perdana dan Susilowati (2015) dengan menggunakan metode pendekatan kualitatif secara deskriptif, memberikan hasil bahwa gejala-gejala perubahan iklim yang dirasakan oleh masyarakat nelayan di Kota Semarang yaitu, curah hujan dengan intensitas tinggi, angin kencang, dan gelombang tinggi, berdampak pada adanya perubahan volume hasil tangkapan yang mengakibatkan penurunan pendapatan nelayan dan perubahan biaya melaut.

Berdasarkan uraian di atas, mengingat bahwa produksi perikanan tangkap laut antara lain dipengaruhi oleh curah hujan dan suhu permukaan laut sementara dilain pihak Provinsi

NTT merupakan salah satu provinsi dengan produksi perikanan tangkap yang banyak, maka penulis tertarik melakukan penelitian mengenai hubungan produksi perikanan tangkap laut, curah hujan, dan suhu permukaan laut di Provinsi NTT dengan menggunakan model VAR.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### a. *Vector Autoregressive* (VAR)

Dalam model ini semua variabel dianggap sebagai variabel endogen. Bentuk umum model VAR orde  $p$  (VAR ( $p$ )), untuk  $K$  variabel deret waktu adalah sebagai berikut (Lütkepohl, 2005):  

$$y_t = v + A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + u_t, \text{ untuk } t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (1)$$
 dengan  $y_t = (y_{1t}, y_{2t}, y_{3t}, \dots, y_{Kt})'$  adalah vektor berukuran  $K$ ,  $A_i$  adalah matriks parameter variabel endogen berukuran ( $K \times K$ ) untuk  $i = 1, 2, \dots, p$ ,  $v = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_K)'$  adalah vektor yang berisi konstanta berukuran  $K$ , dan  $u_t = (u_{1t}, u_{2t}, u_{3t}, \dots, u_{Kt})'$  adalah galat model. Vektor  $u_t$  diasumsikan sebagai proses *white noise* yaitu suatu proses stokastik yang saling bebas dengan rata-rata 0 dan *time-invariant*.

### b. Identifikasi Model

Identifikasi orde VAR merupakan tahap untuk menentukan model VAR yang cocok. Diasumsikan bahwa  $M$  merupakan batas atas dari orde model VAR, urutan hipotesis yang diuji adalah:

$$\begin{aligned}
 H_0^1 : A_M = 0 & \text{ vs } H_1^1 : A_M \neq 0 \\
 H_0^2 : A_{M-1} = 0 & \text{ vs } H_1^2 : A_{M-1} \neq 0 | A_M = 0 \\
 & \vdots \\
 H_0^i : A_{M-i+1} = 0 & \text{ vs } H_1^i : A_{M-i+1} \neq 0 | A_M = \dots = A_{M-i+2} = 0 \\
 & \vdots \\
 H_0^M : A_1 = 0 & \text{ vs } H_1^M : A_1 \neq 0 | A_M = \dots = A_2 = 0
 \end{aligned}$$

Hipotesis diuji secara berurutan dari  $H_0^1$  dan proses berhenti sampai menemukan hipotesis nol yang ditolak. Hal ini berarti, jika  $H_0^i$  ditolak, maka  $\hat{p} = M - i + 1$  akan terpilih sebagai estimasi orde dari model VAR. Uji statistik yang digunakan untuk menguji  $H_0^i$  adalah uji *likelihood ratio* (LR) yang dirumuskan sebagai (Lütkepohl, 2005):

$\lambda_{LR}(i) = T[\ln|\tilde{\Sigma}_u(M-i)| - \ln|\tilde{\Sigma}_u(M-i+1)|]$  (2)  
 dengan  $\tilde{\Sigma}_u(m)$  merupakan penduga MLE dari  $\Sigma_u$  ketika model VAR(m) cocok untuk deret waktu dengan panjang T. Uji *likelihood ratio* (LR) secara *asymptotic* berdistribusi *Chi-square* dengan derajat bebas  $K^2$ , yaitu  $\chi^2(K^2)$ . Pada pengujian ini, jika  $\lambda_{LR}(i) > \chi_{K^2;\alpha}^2$  atau  $p - value < \alpha$ , maka  $H_0$  ditolak.

Selain menggunakan uji LR untuk menentukan orde model VAR terdapat beberapa kriteria untuk memilih orde model VAR yaitu *final prediction error* (FPE), *Akaike's Information Criterion* (AIC), *Hannan-Quinn Criterion* (HQ), dan *Schwarz Information Criterion* (SC) yang secara berturut-turut dirumuskan sebagai :

$$FPE(m) = \left(\frac{T+Km+1}{T-Km-1}\right)^K \det(\tilde{\Sigma}_u(m)), \quad (3)$$

$$AIC(m) = \ln|\tilde{\Sigma}_u(m)| + \frac{2mK^2}{T}, \quad (4)$$

$$HQ(m) = \ln|\tilde{\Sigma}_u(m)| + \frac{2\ln(\ln T)}{T} mK^2, \quad (5)$$

$$SC(m) = \ln|\tilde{\Sigma}_u(m)| + \frac{\ln T}{T} mK^2, \quad (6)$$

dengan T adalah ukuran sampel, K adalah banyak variabel, dan  $\tilde{\Sigma}_u(m)$  merupakan nilai duga MLE dari  $\Sigma_u$ . Estimasi orde ( $\hat{p}$ ) model yang dipilih adalah  $\hat{p} = m$  sedemikian sehingga nilai kriteria FPE(m), AIC(m), HQ(m), atau SC(m) yang dihasilkan adalah yang terkecil, dengan  $m = 0, 1, 2, \dots, M$  (Lütkepohl, 2005).

### c. Diagnostik Model

Uji *portmanteau* digunakan untuk menguji autokorelasi dari residual model. Hipotesis yang diuji adalah

$H_0 : R_1 = R_2 = \dots = R_h = 0$ , (tidak terdapat autokorelasi pada residual model dari beda kala 1 sampai h),

$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } R_i \neq 0$ , dengan  $i = 1, 2, 3, \dots, h$ . (terdapat paling sedikit satu autokorelasi pada residual model).

Uji statistik untuk mengecek hipotesis ini adalah:

$$Q_h = T \sum_{j=1}^h \text{tr}(\hat{C}_j' \hat{C}_j^{-1} \hat{C}_j \hat{C}_j^{-1}) \quad (7)$$

dengan  $\hat{C}_j = \sum_{t=i+1}^T \hat{u}_t \hat{u}_{t-i}'$  dan  $\hat{u}_t$  merupakan residual dari model VAR(p) yang stabil. Uji *portmanteau* secara *asymptotic* berdistribusi *Chi-square* dengan derajat bebas  $K^2(h-p)$ .

Kriteria uji *portmanteau*:  $H_0$  ditolak apabila  $Q_h > \chi_{K^2(h-p);\alpha}^2$  atau  $p - value < \alpha$  (Lütkepohl and Kratzig, 2004).

Selanjutnya uji kenormalan dilakukan untuk mengetahui apakah residual dari model VAR menyebar normal. Uji kenormalan yang digunakan pada deret waktu berganda untuk menguji kenormalan residual model adalah uji Lomnicki-Jarque-Bera (LJB). Hipotesisnya adalah

$H_0$  : residual model menyebar normal,

$H_1$  : residual model tidak menyebar normal.

Statistik uji Lomnicki-Jarque-Bera (LJB) adalah:

$$LJB_K = s_3^2 + s_4^2, \quad (8)$$

dengan  $s_3^2$  atau *skewness* adalah derajat ketidaksimetrisan suatu distribusi data dan  $s_4^2$  atau *kurtosis* adalah ukuran ekor suatu distribusi data. *Skewness* dan *kurtosis* dirumuskan sebagai:

$$s_3^2 = \frac{T \mathbf{b}_1' \mathbf{b}_1}{6} \quad \text{dan} \quad (9)$$

$$s_4^2 = \frac{T(\mathbf{b}_2 - 3\mathbf{3}_K)'(\mathbf{b}_2 - 3\mathbf{3}_K)}{24} \quad (10)$$

dengan

$\mathbf{b}_1 = (b_{11}, b_{12}, b_{13}, \dots, b_{1K})'$  dengan  $b_{1k} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{u}_{kt}^s)^3, k = 1, 2, 3, \dots, K$

$\mathbf{b}_2 = (b_{21}, b_{22}, b_{23}, \dots, b_{2K})'$  dengan  $b_{2k} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{u}_{kt}^s)^4, k = 1, 2, 3, \dots, K$

$\mathbf{3}_K = (3, 3, 3, \dots, 3)'$  berukuran  $(K \times 1)$ ,

LJB secara *asymptotic* berdistribusi *Chi-square* dengan derajat bebas 2K. Kriteria uji LJB :  $H_0$  ditolak apabila,  $LJB_K > \chi_{2K;\alpha}^2$  atau  $p - value < \alpha$  (Lütkepohl and Kratzig, 2004).

### d. Kriteria MAPE

Kemampuan model dalam melakukan peramalan bisa dilihat dari hasil perhitungan ketepatan peramalan. Salah satu ukuran statistik yang bisa digunakan untuk mengukur ketepatan peramalan adalah *mean absolute percentage error* (MAPE). Nilai MAPE dirumuskan sebagai (Lütkepohl and Kratzig, 2004):

$$MAPE = \frac{1}{a} \sum_{t=1}^a \frac{|y_t - \bar{y}_t|}{y_t} \times 100\% \quad (11)$$

dengan a merupakan banyak data,  $\bar{y}_t$  merupakan hasil peramalan, dan  $y_t$  merupakan nilai yang sesungguhnya dari variabel yang diprediksi. Kriteria peramalan MAPE dapat dilihat dalam Tabel 1.

Tabel 1. Kriteria Nilai MAPE

MAPE	Kekuatan Peramalan
< 10%	Peramalan sangat akurat
10 %– 20%	Peramalan baik
20% – 50%	Peramalan masuk akal (wajar)
> 50%	Peramalan tidak akurat

Sumber : Zhang et al. (2015)

**e. Uji Kausalitas Granger**

Uji kausalitas granger sangat populer dalam beberapa tahun terakhir, idenya adalah efek atau akibat tidak dapat terjadi sebelum adanya penyebab. Variabel  $x_t$  memengaruhi variabel  $z_t$ , jika informasi terdahulu dan saat ini dari variabel  $x_t$  dapat membantu memprediksi informasi variabel  $z_t$  (Lütkepohl, 2005).

Misalkan diberikan VAR (p) dengan dua peubah  $x_t$  dan  $z_t$  sebagai berikut :

$$\begin{pmatrix} x_t \\ z_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} + \sum_{i=1}^p \begin{bmatrix} \alpha_{11,i} & \alpha_{12,i} \\ \alpha_{21,i} & \alpha_{22,i} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_{t-i} \\ z_{t-i} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_{x_t} \\ u_{z_t} \end{pmatrix} \quad (12)$$

Hipotesis untuk uji kausalitas granger adalah  $H_0: \alpha_{21,i} = 0$  untuk  $i = 1, 2, \dots, p$  ( $X$  tidak granger cause  $Y$ )

$H_1: \alpha_{21,i} \neq 0$  untuk  $i = 1, 2, \dots, p$  ( $X$  granger cause  $Y$ )

Statistik uji yang digunakan adalah

$$F = \frac{\frac{RSS_r - RSS_u}{o}}{\frac{RSS_u}{T - (o + q - 1)}}, \quad (13)$$

dengan  $RSS_r$  adalah jumlah kuadrat residual dari model terestriksi,  $RSS_u$  adalah jumlah kuadrat residual dari model yang tidak terestriksi,  $o$  adalah jumlah lag pada model terestriksi dan  $q$  adalah jumlah lag pada model yang tidak terestriksi. Kriteria uji :  $H_0$  ditolak jika nilai  $F >$  nilai kritis  $F$  (Lütkepohl and Kratzig, 2004).

**f. Impuls Response Function**

Impulse response function (IRF) digunakan karena, kausalitas granger tidak memberi informasi lengkap tentang interaksi antarvariabel. Pengaruh guncangan (shock) pada salah satu variabel terhadap beberapa variabel dalam VAR dapat diketahui dengan

menggunakan impulse response function. IRF menelusuri respon dari variabel dependen dalam system VAR terhadap guncangan (shock) dalam error ( $u_t$ ) dan mengamati dampak dari guncangan tersebut untuk beberapa periode ke depan. Dengan melakukan plot IRF secara visual dapat diamati perilaku satu variabel dalam menerima berbagai guncangan (shock) dari variabel lain dalam sistem (Enders, 2015).

**3. METODE PENELITIAN**

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yaitu data produksi perikanan tangkap laut, curah hujan dan suhu permukaan laut di Provinsi NTT yang diperoleh dari Dinas Kelautan dan Perikanan Provinsi NTT dan BMKG Provinsi NTT. Data yang digunakan adalah data bulanan dari bulan Juli 2012 sampai bulan Desember 2017. Data dari bulan Juli 2012 sampai bulan Februari 2017 akan digunakan dalam pembentukan model dan data dari bulan Maret 2017 sampai bulan Desember 2017 akan digunakan untuk menghitung nilai MAPE. Data curah hujan dan suhu permukaan laut yang digunakan dalam penelitian ini merupakan rerata data dari lima titik wilayah di Provinsi NTT, yaitu Laut Flores, Laut Sawu, Selat Ombai, Selat Sumba, dan Samudera Indonesia.

Penelitian ini menggunakan tiga variabel deret waktu dengan ketiga variabel tersebut menjadi variabel endogen. Variabel-variabel yang diteliti yaitu produksi perikanan tangkap laut, curah hujan, dan suhu permukaan laut di Provinsi NTT. Adapun tahapan penyelesaian dalam penelitian ini yaitu:

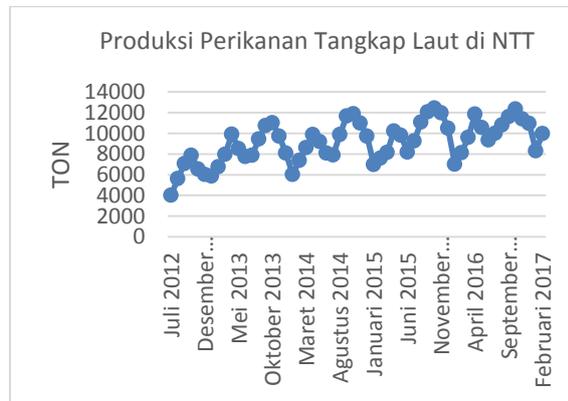
1. melakukan analisis deskriptif;
2. melakukan pemilihan orde model VAR;
3. melakukan estimasi parameter model;
4. uji portmanteau;
5. uji Lomnicki-Jarque-Bera (LJB);
6. uji kestabilan model;
7. menghitung nilai MAPE;
8. melakukan peramalan;
9. pengkajian kausalitas granger;
10. pengkajian fungsi respon impuls.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

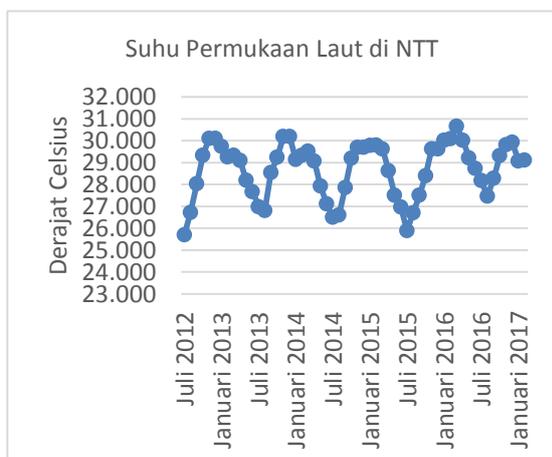
##### 4.1 Estimasi dan Pemeriksaan Model

###### a. Analisis Deskriptif

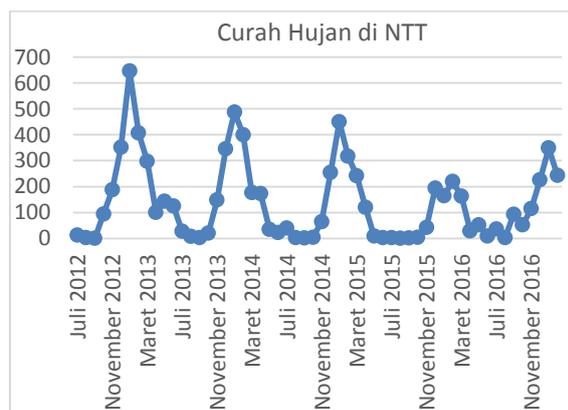
Berdasarkan Gambar 1, Gambar 2, dan Gambar 3 dapat dilihat bahwa terdapat musiman pada data produksi perikanan laut, suhu permukaan laut, dan curah hujan di NTT.



Gambar 1. Plot Data Produksi Perikanan Tangkap Laut di NTT bln Juli 2012-Februari 2017



Gambar 2. Plot Data Suhu Permukaan Laut di NTT Bulan Juli 2012-Februari 2017



Gambar 3. Plot Data Curah Hujan di NTT Bulan Juli 2012-Februari 2017

###### b. Identifikasi Model

Identifikasi model dilakukan dengan terlebih dahulu menentukan orde optimum dari model dengan menggunakan data produksi perikanan tangkap laut, suhu permukaan laut dan curah hujan di NTT pada Juli 2012 sampai Februari 2017. Nilai uji LR, AIC, HQ, FPE, dan SC dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Nilai Kriteria Pemilihan Orde

Lag	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	NA	$5,7 \times 10^{10}$	33,3	33,4	33,3
1	143,5	$4,9 \times 10^9$	30,8	31,3	31,0
2	52,1	$2,3 \times 10^9$	30,1	<b>30,8</b>	30,4
3	22,7	$2,0 \times 10^9$	29,9	31,0	30,3
4	<b>32,2</b>	<b><math>1,3 \times 10^9</math></b>	29,5	30,9	<b>30,0</b>
5	11,9	$1,4 \times 10^9$	29,5	31,2	30,2
6	13,1	$1,4 \times 10^9$	29,5	31,5	30,3
7	11,8	$1,4 \times 10^9$	29,5	31,8	30,4
8	11,8	$1,4 \times 10^9$	<b>29,4</b>	32,1	30,4

Orde optimum yang terpilih berdasarkan masing-masing kriteria dapat dilihat pada Tabel 2 dengan nilai dalam sel yang dicetak tebal. Dapat dilihat bahwa orde dua terpilih berdasarkan kriteria uji SC, orde empat terpilih berdasarkan kriteria uji LR, FPE dan HQ, serta orde delapan terpilih berdasarkan kriteria uji AIC. Orde delapan tidak dipilih karena banyak mengambil data untuk pembentukan model. Orde empat juga tidak dipilih karena setelah dilakukan uji normalitas yang merupakan salah satu asumsi yang harus dipenuhi untuk membentuk model VAR tidak terpenuhi. Oleh karena itu, orde model VAR dari data produksi perikanan tangkap laut, suhu permukaan laut dan curah hujan di NTT yang dipilih adalah dua.

Selanjutnya, model produksi perikanan tangkap laut, suhu permukaan laut, dan curah hujan secara berturut-turut disimbolkan dengan L, S, dan H. Setelah orde model dipilih, langkah selanjutnya adalah estimasi parameter.

###### c. Estimasi Parameter

Estimasi parameter model menggunakan metode *multivariate least square* (MLS). Berdasarkan pembahasan terdahulu diperoleh

orde model L, S, dan H di NTT adalah dua. Estimasi model VAR dapat dilihat pada persamaan (14).

$$\begin{bmatrix} L_t \\ S_t \\ H_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 18173,68 \\ 11,22727 \\ -1117,064 \end{bmatrix} + A_1 \begin{bmatrix} L_{t-1} \\ S_{t-1} \\ H_{t-1} \end{bmatrix} + A_2 \begin{bmatrix} L_{t-2} \\ S_{t-2} \\ H_{t-2} \end{bmatrix} \quad (14)$$

dengan

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0,992068 & -238,1576 & 0,774217 \\ 8,749 \times 10^{-5} & 1,263339 & 0,002216 \\ -0,022688 & 58,18294 & 0,7001698 \end{bmatrix},$$

dan

$$A_2 = \begin{bmatrix} -0,146694 & -364,6648 & 3,678113 \\ -4,929 \times 10^{-5} & -0,672192 & -0,001027 \\ 0,0114401 & -12,44571 & -0,3630004 \end{bmatrix}.$$

**d. Uji Autokorelasi Residual**

Uji autokorelasi antarresidual model VAR pada persamaan (14) yang digunakan adalah uji *portmanteau*. Data yang digunakan untuk memperoleh model VAR pada persamaan (14) berjumlah 56 data yaitu dari Juli 2012 sampai Februari 2017 dengan orde optimum yang dipilih adalah dua. Hal ini berarti beda kala (*lag*) autokorelasi antarresidual terbesar yang dapat terbentuk adalah 54.

Diperoleh nilai  $Q_{54} = 291,6690$  dengan nilai  $p\text{-value} = 1,0000$  yang dapat dilihat pada Tabel 3. Penarikan keputusan menggunakan tingkat signifikan 5%. Karena nilai  $p\text{-value}$  dari  $Q_{54}$  lebih besar dari 5%, maka tidak cukup bukti untuk menolak  $H_0$ . Dengan kata lain, tidak terdapat autokorelasi antarresidual estimasi model VAR pada persamaan (14).

Tabel 3. Nilai Statistik Uji *Portmanteau*

Lags	Q-Stat	Prob.*
1	10.57222	---
2	17.08798	---
3	20.95615	0.0128
.	.	.
.	.	.
.	.	.
52	291.1318	1.0000
53	291.3020	1.0000
54	291.6690	1.0000

**e. Uji Kenormalan**

Uji kenormalan residual estimasi model VAR pada persamaan (14) menggunakan uji Lomnicki-Jarque-Bera (LJB).

Nilai statistik uji berupa nilai  $s_3^2$ ,  $s_4^2$ , dan  $LJB_3$  dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Chi-square Statistik Uji Kenormalan

Statistik Uji	Chi-square	df	<i>p-value</i>
$s_3^2$	5,06074	3	0,1674
$s_4^2$	5,87238	3	0,1180
$LJB_3$	10,93312	6	0,0905

Penarikan keputusan menggunakan tingkat signifikan 5%. Karena nilai  $p\text{-value}$   $s_3^2$ ,  $s_4^2$ , dan  $LJB_K$  lebih besar dari 5%, maka tidak cukup bukti untuk menolak  $H_0$ . Hal ini berarti, residual estimasi model VAR pada persamaan (14) menyebar normal.

**f. Uji Kestabilan Model**

Estimasi model VAR pada persamaan (14) stabil apabila modulus dari akar-akar *reverse characteristics polynomial* berada pada atau di dalam lingkaran unit. Modulus akar-akar dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Akar-Akar *reverse characteristics polynomial*

Akar	Modulus
0,713006 - 0,441929i	0,838855
0,713006 + 0,441929i	0,838855
0,702206	0,702206
0,429192 - 0,548102i	0,696148
0,429192 + 0,548102i	0,696148
-0,031031	0,031031

Nilai modulus akar-akar *reverse characteristics polynomial* pada Tabel 5 berada di dalam lingkaran unit. Jadi, estimasi model VAR dari data produksi perikanan tangkap laut (L), suhu permukaan laut (S) dan curah hujan (H) di NTT pada persamaan (14) adalah model yang stabil.

**4.2 Peramalan**

Ukuran keakuratan model dalam meramalkan dihitung menggunakan persamaan (11) berupa nilai MAPE. Data aktual yang digunakan dalam menghitung nilai MAPE adalah data produksi perikanan tangkap laut, suhu permukaan laut dan curah hujan di NTT pada Maret 2017 sampai Desember 2017 dan data hasil peramalan diperoleh menggunakan model pada persamaan (14). Memperlihatkan bahwa nilai MAPE peramalan produksi perikanan tangkap laut, suhu permukaan laut dan

curah hujan di NTT berturut-turut adalah 16,17%; 3,08%; dan 4.505,4%. Berdasarkan Tabel 1 dan nilai MAPE maka peramalan produksi perikanan tangkap laut sangat akurat, peramalan suhu permukaan laut baik, sedangkan untuk curah hujan peramalan tidak akurat.

Setelah memperoleh model VAR, peramalan produksi perikanan tangkap laut, suhu permukaan laut dan curah hujan di NTT dari Januari 2018 sampai Juni 2018 dengan menggunakan estimasi model VAR persamaan (14) dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Peramalan Produksi Perikanan Tangkap Laut, Suhu Permukaan Laut, dan Curah Hujan di NTT Tahun 2018

Bulan	L (dalam TON)	S (dalam Derajat Celsius)	H (dalam Milimeter)
Januari	9.407,656	28,82236	148,8065
Februari	9.378,990	28,78489	147,5714
Maret	9.393,973	28,74935	143,1480
April	9.427,204	28,72383	138,2300
Mei	9.456,933	28,71128	134,7671
Juni	9.473,076	28,71093	133,4214

### 4.3 Analisis Hubungan Variabel

#### a. Kausalitas Granger

Hasil perhitungan statistik uji untuk analisis kausalitas granger dapat dilihat pada Tabel 7, 8, dan 9.

Tabel 7. Kausalitas Granger Variabel Dependen Produksi Perikanan Tangkap Laut

Variabel	F	Prob.
H	1,00941	0,3719
S	3,48361	0,0385

Berdasarkan Tabel 7 diperoleh bahwa *p-value* lebih kecil dari 0,05 sehingga keputusannya adalah menolak  $H_0$ , yang berarti suhu permukaan laut signifikan berpengaruh pada jumlah produksi perikanan tangkap laut. Sementara itu curah hujan memiliki *p-value* yang lebih besar dari 0,05 sehingga keputusannya tidak dapat menolak  $H_0$  atau curah

hujan tidak memiliki pengaruh terhadap produksi perikanan tangkap laut.

Tabel 8. Kausalitas Granger Variabel Dependen Suhu Permukaan Laut

Variabel	F	Prob.
L	0,06606	0,9362
H	1,96366	0,1512

Berdasarkan Tabel 8 diperoleh bahwa *p-value* lebih besar dari 0,05 sehingga keputusannya adalah tidak dapat menolak  $H_0$ , yang berarti produksi perikanan tangkap laut dan curah hujan tidak memiliki pengaruh yang signifikan terhadap suhu permukaan laut.

Tabel 9. Kausalitas Granger Variabel Dependen Curah Hujan

Variabel	F	Prob.
L	1,07110	0,3505
S	7,02910	0,0021

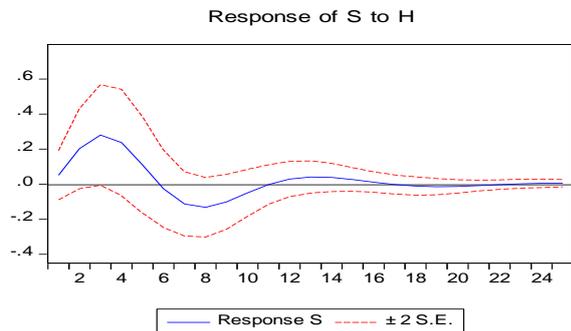
Berdasarkan Tabel 9 diperoleh bahwa *p-value* lebih kecil dari 0,05 sehingga keputusannya adalah menolak  $H_0$ , yang berarti suhu permukaan laut signifikan berpengaruh terhadap curah hujan. Sementara itu produksi perikanan tangkap laut memiliki *p-value* yang lebih besar dari 0,05 sehingga keputusannya tidak dapat menolak  $H_0$  atau produksi perikanan tangkap laut tidak memiliki pengaruh terhadap curah hujan.

#### b. Impulse Response Function (IRF)

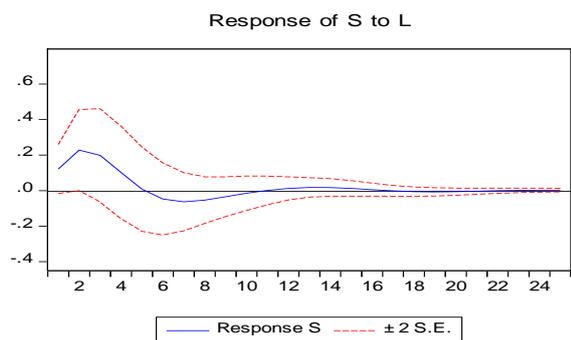
Pada analisis IRF, dilihat respon satu variabel dalam menanggapi *shock* yang diberikan oleh variabel lain. Respon positif ditandai dengan grafik di atas garis nol, sedangkan grafik di bawah garis nol menunjukkan respon negatif. Fungsi respon impuls dari produksi perikanan tangkap laut, suhu permukaan laut dan curah hujan di NTT selama 25 periode.

Pada Gambar 4, terlihat adanya pengaruh positif terhadap suhu permukaan laut setelah bulan pertama sampai bulan kelima dan setelah bulan kesebelas sampai bulan keenambelas

karena adanya *shock* dari curah hujan. Suhu permukaan laut mulai menunjukkan pengaruh negatif setelah bulan keenam sampai bulan kesepuluh. Setelah bulan keenambelas suhu permukaan laut cenderung stabil.

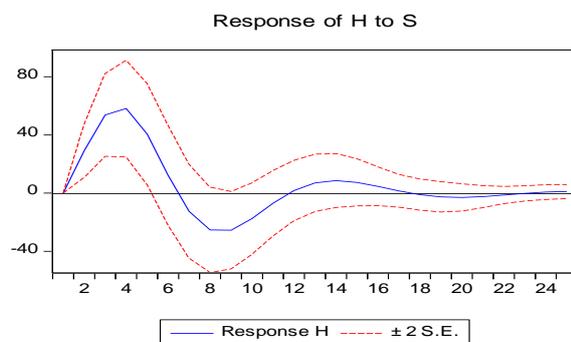


Gambar 4. Plot IRF Suhu Permukaan Laut Terhadap Curah Hujan



Gambar 5. Plot IRF Suhu Permukaan Laut Terhadap Produksi Perikanan Tangkap Laut

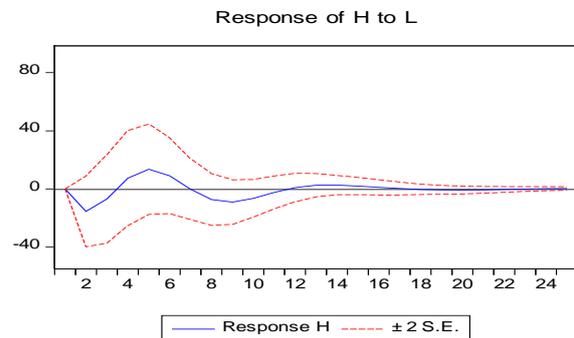
Pada Gambar 5, terlihat adanya pengaruh positif terhadap suhu permukaan laut setelah bulan pertama sampai bulan kelima karena adanya *shock* dari produksi perikanan tangkap laut. Suhu permukaan laut mulai menunjukkan pengaruh negatif setelah bulan keenam sampai bulan kesepuluh. Setelah bulan kesembilan suhu permukaan laut cenderung stabil.



Gambar 6. Plot IRF Curah Hujan Terhadap Suhu Permukaan Laut

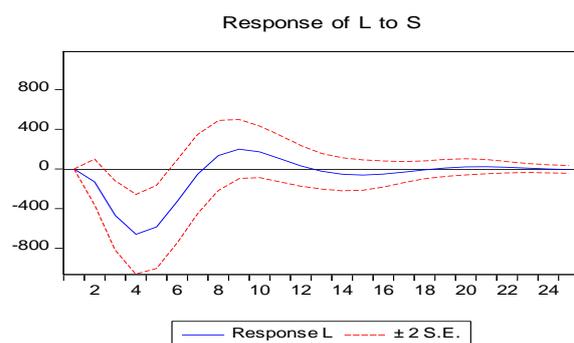
Pada Gambar 6, terlihat adanya pengaruh positif terhadap curah hujan setelah bulan pertama sampai bulan keenam dan setelah bulan

keduabelas sampai keenambelas karena adanya *shock* dari suhu permukaan laut. Curah hujan mulai menunjukkan pengaruh negatif setelah bulan ketujuh sampai bulan kesebelas dan bulan ke-18 sampai bulan ke-22. Setelah bulan ke-22 curah hujan cenderung stabil.



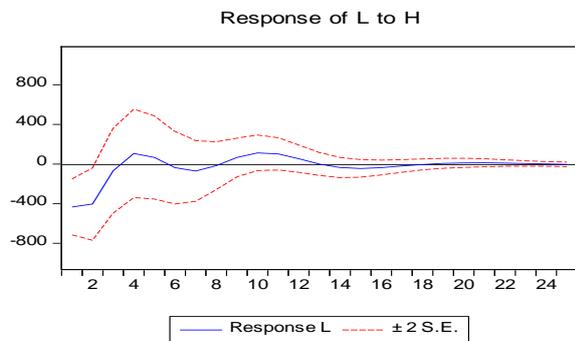
Gambar 7. Plot IRF Curah Hujan Terhadap Produksi Perikanan Tangkap Laut

Pada Gambar 7, terlihat adanya pengaruh negatif terhadap curah hujan setelah bulan pertama sampai bulan ketiga dan bulan kedelapan sampai bulan ke sebelas karena adanya *shock* dari produksi perikanan tangkap laut. Curah hujan mulai menunjukkan pengaruh positif setelah tiga bulan keempat sampai bulan ketujuh. Setelah bulan kesebelas curah hujan cenderung stabil.



Gambar 8. Plot IRF Produksi Perikanan Tangkap Laut Terhadap Suhu Permukaan Laut

Pada Gambar 8, terlihat adanya pengaruh negatif terhadap produksi perikanan tangkap laut setelah bulan pertama sampai bulan ketujuh dan bulan ke-13 sampai bulan ke-17 karena adanya *shock* dari suhu permukaan laut. produksi perikanan tangkap laut mulai menunjukkan pengaruh positif setelah bulan kedelapan sampai bulan ke-12. Setelah bulan ke-17 produksi perikanan tangkap laut cenderung stabil.



Gambar 9. Plot IRF Produksi Perikanan Tangkap Laut Terhadap Curah Hujan

Pada Gambar 9, terlihat adanya pengaruh negatif terhadap produksi perikanan tangkap laut setelah bulan pertama sampai bulan ketiga dan bulan keenam sampai bulan kedelapan karena adanya *shock* dari curah hujan. Produksi perikanan tangkap laut mulai menunjukkan pengaruh positif setelah bulan keempat sampai bulan kelima dan bulan kesembilan sampai bulan ke-12. Setelah bulan ke-13 produksi perikanan tangkap laut cenderung stabil.

### 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, model *vector autoregressive* (VAR) dibentuk berdasarkan data produksi perikanan tangkap laut, suhu permukaan laut dan curah hujan di NTT memiliki orde optimum dua adalah sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} L_t \\ S_t \\ H_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 18173,68 \\ 11,22727 \\ -1117,064 \end{bmatrix} + A_1 \begin{bmatrix} L_{t-1} \\ S_{t-1} \\ H_{t-1} \end{bmatrix} + A_2 \begin{bmatrix} L_{t-2} \\ S_{t-2} \\ H_{t-2} \end{bmatrix}$$

dengan

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0,992068 & -238,1576 & 0,774217 \\ 8,749 \times 10^{-5} & 1,263339 & 0,002216 \\ -0,022688 & 58,18294 & 0,7001698 \end{bmatrix},$$

dan

$$A_2 = \begin{bmatrix} -0,146694 & -364,6648 & 3,678113 \\ -4,929 \times 10^{-5} & -0,672192 & -0,001027 \\ 0,0114401 & -12,44571 & -0,3630004 \end{bmatrix}.$$

Berdasarkan kriteria MAPE, peramalan produksi perikanan tangkap laut sangat akurat, peramalan suhu permukaan laut baik, sedangkan untuk curah hujan peramalan tidak akurat. Peramalan produksi perikanan tangkap laut di NTT (dalam ton) periode Januari 2018 sampai Juni 2018 yaitu sebanyak 9.407,656; 9.378,99; 9.393,973; 9.427,204; 9.456,933; 9.473,076, suhu permukaan laut di NTT (dalam derajat celcius) periode Januari 2018 sampai Juni 2018

yaitu sebesar 28,8; 28,8; 28,7; 28,7; 28,7; 28,7 dan curah hujan di NTT periode Januari 2018 sampai Juni 2018 yaitu 148,8; 147,6; 143,1; 138,2; 134,8; 133,4. Berdasarkan uji kausalitas granger diperoleh suhu permukaan laut memengaruhi produksi perikanan tangkap laut dan curah hujan di NTT.

### DAFTAR PUSTAKA

Bako, H., Rusima, M., Kane, I. & Matias-Peralta, H. 2013. Predictive Modeling of Pelagic Fish Catch in Malaysia Using Seasonal ARIMA models. *Agriculture, Forestry and Fisheries*, 3(3), pp.136-140.

BPS. 2018. Statistik Produksi Perikanan Tangkap di NTT 2015. [Online] Available at: <https://www.bps.go.id/> [Accessed 1 April 2018].

Enders, W. (2015). *Applied Econometrics Time Series*. 4th ed. USA: John Wiley & Sons.

Gujarati, D.N. 2004. *Basic Econometrics*. 4th ed. New York: McGraw-Hill.

Heizer, J., Render, B. & Munson, C. 2011. *Operations Management Sustainability and Supply Chain Management*. Boston: Pearson.

Lalli, C. & Parsons, T. 1997. *Biological Oceanography: An Introduction*. 2nd ed. Oxford: Elsevier Butterworth-Heinemann.

Lutkepohl, H., & Kratzig, M. 2004. *Applied Time Series Econometrics*. New York: Cambridge University Press.

Lutkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin: Springer.

Perdana, T. & Susilowati, I. 2015. Dampak Perubahan Iklim Terhadap Perikanan Tangkap di Kota Semarang. *Diponegoro Journal of Economics*, 4(2), pp.1-7.

Ranangga, T., Sumarjaya, I. & Srinadi, I. 2018. Metode Vector Autoregressive (VAR) dalam Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara ke Bali. *E-Jurnal Matematika*, 7(2), pp.157-164.

Robinson, I. 2010. *Discovering the Ocean from Space*. Berlin: Springer.

Zhang, T., Wang, K. & Zhang, X. 2015. Modelling and Analyzing the Transmission Dynamics of HBV Epidemic in Xinjiang, China. *Plos One*, 10(9), pp.110-121.