

VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (VARI) MENGUNAKAN SOFTWARE R

VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (VARI) USING SOFTWARE R

ANDRI SAPUTRA ¹⁾, MIRTAWATI ¹⁾

¹⁾Departemen Matematika Universitas Islam Assyafiiyah Jakarta

Email : andrisaputra.fst@uia.ac.id

ABSTRACT

The Vector Autoregressive Integrated (VARI) model is an extension of the Integrated Autoregressive (ARI) model. The VARI model is a multivariate time series model that is influenced by the variable itself and other variables in the previous period where the data is not stationary. The process in applying the VARI model includes differencing, identification, stationarity, parameter estimation, diagnostic testing, and forecasting. In this study, assuming the error is normally distributed, the estimated parameters of the VARI model can use the Maximum Likelihood Estimation (MLE) method by maximizing the ln likelihood function. The data used is the value of Indonesian imports and exports.

Keywords: time series, ARI, VARI,

ABSTRAK

Model *Vector Autoregressive Integrated* (VARI) merupakan perluasan dari model *Autoregressive Integrated* (ARI). Model VARI suatu model deret waktu multivariat yang dipengaruhi oleh variabel itu sendiri dan variabel lain pada periode sebelumnya dimana data tidak stasioner. Proses dalam menerapkan model VARI meliputi *differencing*, identifikasi, stasioneritas, estimasi parameter, uji diagnostik, dan peramalan. Pada penelitian ini, dengan asumsi galat berdistribusi normal, estimasi parameter model VARI dapat menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan memaksimalkan fungsi ln likelihood. Data yang digunakan adalah nilai Impor dan ekspor Indonesia.

Keywords: deret waktu, ARI, VARI

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Untuk melakukan analisis data *time series* univariat, salah satu model yang digunakan adalah model *Autoregressive* (AR). Model AR adalah suatu model deret waktu yang menggambarkan pengamatan suatu variabel yang dipengaruhi variabel itu sendiri pada periode sebelumnya. Namun model AR hanya dapat diterapkan pada data yang stasioner. Pada kenyataannya, data *time series* tidak selalu stasioner, ada kalanya mengandung pola musiman, siklus dan trend. Untuk data yang tidak stasioner atau mengikuti pola trend dapat dilakukan *differencing*, yaitu mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data periode sebelumnya. Untuk memodelkan data deret waktu univariat berupa data *differencing* digunakan model *Autoregressive Integrated* (ARI), sedangkan untuk data deret waktu multivariat digunakan model *Vector Autoregressive Integrated* (VARI) (Wulandari, dkk, 2014).

Dengan bantuan *R* Software, pengolahan data untuk keperluan analisa runtun waktu/

ekonometri ini dapat dilakukan. Telah tersedia cukup lengkap paket/library dari *R* (lihat *taskviews Econometrics, Finance dan Time Series* pada CRAN) dengan interaksi berupa *R-CLI/Command Line Interface*

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan gambaran mengenai penerapan Model *Vector Autoregressive Integrated* (VARI) pada analisis hubungan antara Nilai Impor dan Nilai Ekspor dengan menggunakan Software *R*.

2. BAHAN DAN METODE

2.1 Bahan

Data yang diperoleh dalam paper ini adalah data impor dan ekspor Indonesia dari Januari 2015 sampai Februari 2020. Data di peroleh dari www.BPS.GO.ID

2.2 Metode

Kelompok model *time series* linier, yaitu: model *Autoregressive* (AR), model

Autoregressive Integrated (ARI), model Vector Autoregressive (VAR) dan model Vector Autoregressive Integrated (VARI).

$$\dot{Z}_t = \Phi_1 \dot{Z}_{t-1} + a_t \quad (5)$$

1. Model Autoregressive Order-1 : AR(1)

Suatu persamaan linier dikatakan sebagai autoregressive model jika model tersebut menunjukkan Z_t sebagai fungsi linier dari sejumlah Z_t actual kurun waktu sebelumnya bersama dengan kesalahan sekarang. Bentuk model ini dengan orde p atau $AR(p)$ atau model ARIMA $(p,0,0)$ secara umum adalah:

$$z_t = b_0 + b_1 Z_{t-1} + b_2 Z_{t-2} + \dots + b_p Z_{t-p} + e_t \quad (1)$$

Dengan :

z_t : data time series sebagai variabel dependen pada waktu k

z_{t-p} : data time series sebagai variabel dependen pada kurun waktu ke $(t-p)$

b_0 : konstanta

$b_1 \dots b_p$: parameter-paramater autoregressive

e_t : nilai kesalahan pada waktu kurun ke $-t$

Ekuivalen dengan

$$(1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \Phi_3 B^3 - \dots - \Phi_p B^p) \dot{z}_t = a_t \quad (1)$$

atau

$$\Phi_p(B) Z_t = a_t \quad (2)$$

dimana :

$$\Phi_p(B) Z_t = 1 - \sum_{j=1}^p \Phi_j B^j, \text{ dan } 1 + \sum |\Phi_j| < \infty$$

Untuk autoregresi order pertama yaitu AR(1), model

Error! Reference source not found. akan menjadi :

$$\dot{z}_t = \Phi_1 \dot{z}_{t-1} + a_t \quad (3)$$

Sedangkan model (1) menjadi

$$(1 - \Phi_1 B) \dot{z}_t = a_t \quad (4)$$

2. Model Autoregressive Integrated (ARI)

Jika data deret waktu mengandung trend, maka salah satu cara menstasionerkannya adalah dengan differencing. Data yang merupakan model AR orde 1 dan mengalami proses differencing pertama untuk menghasilkan data yang stasioner, akan menjadi model ARI(1,1), yaitu:

dimana, $a_t \sim N(0, \sigma^2)$ dan $\dot{Y}_t = \dot{Z}_t - \dot{Z}_{t-1}$, sehingga persamaan (5) dapat ditulis sebagai berikut :

$$\dot{Z}_t - \dot{Z}_{t-1} = \Phi_1 (\dot{Z}_{t-1} - \dot{Z}_{t-2}) + a_t, a_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (6)$$

3. Model Vector Autoregressive (VAR)

Metode VAR yang mulai dikembangkan pada tahun 1980 oleh Sims adalah suatu sistem persamaan yang memperlihatkan setiap peubah sebagai fungsi linier dari konstanta dan nilai lag dari peubah itu sendiri sebagai nilai lag dari peubah lain yang ada dalam sistem yang mengasumsikan bahwa semua variabel yang terdapat dalam model bersifat endogen (ditentukan di dalam model). Oleh karena itu, metode VAR disebut sebagai model yang a-teoritis (tidak berlandaskan teori). Metode ini digunakan karena sering kita jumpai keadaan dimana teori ekonomi saja ternyata tidak mampu menangkap (tidak cukup kaya menyediakan spesifikasi) secara tepat dan lengkap hubungan dinamis antar variabel. Atau dengan kata lain, model VAR tidak banyak bergantung pada teori, melainkan perlu menentukan variabel yang saling berinteraksi, serta banyaknya variabel jeda yang perlu diikutsertakan dalam model tersebut (Nachrowi dan Usman, 2006: 289).

Vector Auto Regression (VAR) digunakan untuk memproyeksikan sebuah sistem dengan variabel runtut waktu dan untuk menganalisis dampak dinamis dari faktor gangguan yang terdapat dalam sistem variabel tersebut. Pada dasarnya analisis VAR sama dengan suatu model persamaan simultan, karena dalam analisis VAR kita mempertimbangkan beberapa variabel endogen secara bersama-sama dalam suatu model. Sebenarnya analisis ini mirip dengan model persamaan simultan biasa. Hanya saja di dalam Analisis VAR masing-masing variabel selain diterangkan oleh nilainya di masa lampau, juga dipengaruhi oleh nilai masa lalu dari semua variabel endogen lainnya dalam model yang diamati. Selain itu, dalam analisis VAR biasanya tidak ada variabel eksogen di dalam model. Menurut Sims (1972) hanya variabel endogen yang masuk analisis.

Keunggulan metode VAR dibandingkan dengan metode ekonometri konvensional adalah (Junaidi 2008):

1. Mengembangkan model secara bersamaan di dalam suatu sistem yang kompleks (*multivariate*), sehingga dapat

menangkap hubungan keseluruhan variable di dalam persamaan tersebut.

- Uji VAR yang *multivariate* bisa menghindari parameter yang bias akibat tidak dimasukkannya variabel yang relevan.
- VAR dapat mendeteksi hubungan antar variabel di dalam sistem persamaan, dengan menjadikan seluruh variabel sebagai *endogenous*.
- Karena bekerja berdasarkan data, metode VAR terbebas dari berbagai batasan teori ekonomi yang sering muncul, termasuk gejala perbedaan palsu di dalam model ekonometri konvensional, terutama pada persamaan simultan, sehingga menghindari penafsiran yang salah.

Selain memiliki kelebihan, metode VAR juga memiliki kelemahan, adapun beberapa kelemahan yang dimiliki model VAR antara lain:

- Model VAR lebih bersifat teoritik karena tidak memanfaatkan informasi atau teori terdahulu. Oleh karenanya, model tersebut sering disebut model yang tidak struktural.
- Mengingat tujuan utama model VAR untuk peramalan, maka model VAR kurang cocok untuk menganalisis kebijakan.
- Pemilihan banyaknya *lag* yang digunakan dalam persamaan juga dapat menimbulkan permasalahan dalam proses estimasi.
- Semua variabel dalam VAR harus stasioner. Jika tidak stasioner, maka harus ditransformasikan terlebih dahulu.
- Interpretasi koefisien yang didapat berdasarkan model VAR tidak mudah.

Kapan kita bisa memilih menggunakan metode VAR ini?

- Ketika data yang kita gunakan adalah deret waktu atau time series.
- Ketika kita tidak mengetahui mana variabel yang mempengaruhi (bebas) dan dipengaruhi (terikat).
- Ketika data kita cukup besar (lebih dari 50 observasi).
- Ketika asumsi-asumsinya terpenuhi.

4. Model Vector Autoregressive Integrated (VARI)

Model Vector Autoregressive Integrated (VARI) merupakan pengembangan dari model Autoregressive Integrated (ARI) yang dipengaruhi oleh variabel itu sendiri dan variabel lain pada periode sebelumnya dengan data tidak stasioner. Jika data mengalami proses differencing pertama untuk menghasilkan data yang stasioner, maka bentuk model

VAR(1) menjadi model VARI(1,1) dengan persamaan sebagai berikut:

$$\dot{Z}_{1,t} - \dot{Z}_{1,t-1} = \Phi_{11}(\dot{Z}_{1,t-1} - \dot{Z}_{1,t-2}) + \Phi_{12}(\dot{Z}_{2,t-1} - \dot{Z}_{2,t-2}) + \dots + \Phi_{1N}(\dot{Z}_{N,t-1} - \dot{Z}_{N,t-2}) + a_{1,t}$$

$$\dot{Z}_{2,t} - \dot{Z}_{2,t-1} = \Phi_{21}(\dot{Z}_{1,t-1} - \dot{Z}_{1,t-2}) + \Phi_{22}(\dot{Z}_{2,t-1} - \dot{Z}_{2,t-2}) + \dots + \Phi_{2N}(\dot{Z}_{N,t-1} - \dot{Z}_{N,t-2}) + a_{2,t}$$

$$\vdots$$

$$\dot{Z}_{N,t} - \dot{Z}_{N,t-1} = \Phi_{N1}(\dot{Z}_{1,t-1} - \dot{Z}_{1,t-2}) + \Phi_{N2}(\dot{Z}_{2,t-1} - \dot{Z}_{2,t-2}) + \dots + \Phi_{NN}(\dot{Z}_{N,t-1} - \dot{Z}_{N,t-2}) + a_{N,t}$$

Apabila dibuat dalam bentuk matriks, akan menjadi seperti berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Z}_{1,t} - \dot{Z}_{1,t-1} \\ \dot{Z}_{2,t} - \dot{Z}_{2,t-1} \\ \vdots \\ \dot{Z}_{N,t} - \dot{Z}_{N,t-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \dots & \Phi_{1N} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \dots & \Phi_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{N1} & \Phi_{N2} & \dots & \Phi_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Z}_{1,t-1} - \dot{Z}_{1,t-2} \\ \dot{Z}_{2,t-1} - \dot{Z}_{2,t-2} \\ \vdots \\ \dot{Z}_{N,t-1} - \dot{Z}_{N,t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1,t} \\ a_{2,t} \\ \vdots \\ a_{N,t} \end{bmatrix}$$

ekuivalen dengan :

$$\begin{bmatrix} \dot{Z}_{1,t} \\ \dot{Z}_{2,t} \\ \vdots \\ \dot{Z}_{N,t} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \dot{Z}_{1,t-1} \\ \dot{Z}_{2,t-1} \\ \vdots \\ \dot{Z}_{N,t-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \dots & \Phi_{1N} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \dots & \Phi_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{N1} & \Phi_{N2} & \dots & \Phi_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Z}_{1,t-1} \\ \dot{Z}_{2,t-1} \\ \vdots \\ \dot{Z}_{N,t-1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \dot{Z}_{1,t-2} \\ \dot{Z}_{2,t-2} \\ \vdots \\ \dot{Z}_{N,t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1,t} \\ a_{2,t} \\ \vdots \\ a_{N,t} \end{bmatrix}$$

Atau dapat ditulis:

$$\dot{Z}_t - \dot{Z}_{t-1} = \Phi_1(\dot{Z}_{t-1} - \dot{Z}_{t-2}) + a_t \quad (7)$$

Diasumsikan bahwa galat berdistribusi

normal, $a_t \sim N(0, \sigma^2)$ dan $\dot{Y}_t = \dot{Z}_t - \dot{Z}_{t-1}$, sehingga persamaan (7) untuk $t=2,3, \dots, T$ dapat ditulis sebagai berikut:

$$\vec{Y}_{t((Nx(T-1)),x1)} = \Phi_{((NxN)x(NxN))}^* \vec{Y}_{t-1((Nx(T-1)),x1)} + a_{t((Nx(T-1)),x1)}, \quad (8)$$

dimana $a_t \sim N(0, \sigma^2)$

Dari model (8) diperoleh persamaan sebagai berikut :

$$\dot{Y}_{1,t} = \Phi_{11}(\dot{Y}_{1,t-1}) + \Phi_{12}(\dot{Y}_{2,t-1}) + \dots + \Phi_{1N}(\dot{Y}_{N,t-1}) + a_{1,t}$$

$$\dot{Y}_{2,t} = \Phi_{21}(\dot{Y}_{1,t-1}) + \Phi_{22}(\dot{Y}_{2,t-1}) + \dots + \Phi_{2N}(\dot{Y}_{N,t-1}) + a_{2,t}$$

$$\vdots$$

$$\dot{Y}_{N,t} = \Phi_{N1}(\dot{Y}_{1,t-1}) + \Phi_{N2}(\dot{Y}_{2,t-1}) + \dots + \Phi_{NN}(\dot{Y}_{N,t-1}) + a_{N,t}$$

atau dapat ditulis

$$\vec{Y}_{t((Nx(T-1)),x1)} = \vec{Y}_{t-1((Nx(T-1)),x(NxN))}^* \Phi_{((NxN)x1)}^* + a_{t((Nx(T-1)),x1)} \quad (9)$$

Persamaan (9) dapat disederhanakan dalam bentuk linier, yaitu :

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (10)$$

Dimana :

$$Y = \vec{Y}_{t((Nx(T-1)),x1)} = \begin{bmatrix} \vec{Y}_{2((Nx1),x1)} \\ \vec{Y}_{3((Nx1),x1)} \\ \vdots \\ \vec{Y}_{T((Nx1),x1)} \end{bmatrix};$$

$$X = \vec{Y}_{t-1((Nx(T-1)),x(NxN))}^* = \begin{bmatrix} \vec{Y}_{((Nx1)x(NxN))} \\ \vec{Y}_{2((Nx1)x(NxN))} \\ \vdots \\ \vec{Y}_{T-1((Nx1)x(NxN))} \end{bmatrix};$$

$$\beta = \Phi_{((NxN),x1)}^*;$$

$$\varepsilon = \vec{a}_{t((Nx(T-1)),x1)}$$

5. Differencing

Stasioneritas berarti bahwa tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Dimana fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan varians dari fluktuasi tersebut (Makridakis, dkk (1999: 351))

Untuk mengetahui data tersebut stasioner atau tidak dapat dilihat dari bentuk visualisasi dari suatu plot data *time series*. Plot *ACF* dan *PACF* digunakan dalam pemeriksaan ketidakstasioneran dari suatu data. Plot *ACF* yang cenderung lambat atau turun secara linear menandakan data tersebut belum stasioner dalam rata-rata. Menurut Makridakis dkk (1999:351) nilai-nilai dari autokorelasi data stasioner akan turun sampai nol sesudah lag kedua atau ketiga, sedangkan untuk data yang non-stasioner, nilai-nilai autokorelasi berbeda signifikan dari nol untuk beberapa periode waktu.

Pengujian kestasioneran data sangat diperlukan pada metode data *time series*. Peramalan dapat dilakukan apabila kondisi data sudah stasioner. Data yang tidak stasioner mempunyai 3 kondisi, yaitu tidak stasioner dalam variansi, tidak stasioner dalam rata-rata, ataupun tidak stasioner keduanya.

Pada data yang tidak stasioner dalam variansi dapat dilakukan transformasi untuk membuat data tersebut stasioner. Data yang tidak stasioner dalam rata-rata perlu dilakukan pembedaan (*differencing*) untuk menstasionerkannya. Data yang tidak stasioner keduanya, dilakukan transformasi dan pembedaan (*differencing*) untuk membuatnya stasioner.

Salah bentuk nonstasioner diperoleh pada saat $\Phi=1$ sehingga model AR(1) pada (4) dapat ditulis menjadi :

$$\hat{Z}_t = \hat{Z}_{t-1} + a_t \quad (11)$$

atau

$$\dot{Z}_t = \hat{Z}_t - \hat{Z}_{t-1} = a_t \quad (12)$$

Sedangkan model (4) menjadi :

$$(1 - B)\dot{Z}_t = a_t$$

Salah satu cara untuk menstasionerkan data adalah dengan *differencing*. Metode ini dilakukan dengan cara mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data periode sebelumnya. Dari model (15) dan (16) *differencing* pertama (*first difference*) dari suatu data deret waktu \dot{Z}_t dapat ditulis :

$$\dot{Z}_t = (1 - B)\hat{Z}_t = \hat{Z}_t - \hat{Z}_{t-1} \quad (13)$$

Proses stasioner [\dot{Z}_t] dengan $E[\dot{Z}_t] = \mu_t$ dan $\text{Var}(\dot{Z}_t) = E[(\dot{Z}_t - \mu_t)^2] = \sigma_t^2$ konstan serta $\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})$ fungsi pada waktu $|t - (t+k)|$, maka fungsi autokovarian Z_t dan Z_{t+k} adalah:

$$\gamma_k = E[(Z_t - \mu_t)(Z_{t+k} - \mu_{t+k})] \quad (14)$$

dan fungsi autokorelasi antara Z_t dan

Z_{t+k}

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t) \text{var}(Z_{t+k})}} \quad (15)$$

Jika $\{Z_t\}$ adalah deret waktu yang bersistribusi normal, maka fungsi autokorelasi parsial (*PACF*) antara Z_t dan Z_{t+k} , yaitu:

$$\rho_k = \frac{\text{cov}[(Z_t - \hat{Z}_t), (Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})]}{\sqrt{\text{Var}(Z_t - \hat{Z}_t) \text{var}(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})}} \quad (16)$$

6. Software R

R adalah suatu kesatuan software yang terintegrasi dengan beberapa fasilitas untuk manipulasi, perhitungan dan penampilan grafik yang handal. R berbasis pada bahasa pemrograman S, yang dikembangkan oleh AT&T Bell Laboratories (sekarang Lucent Technologies) pada akhir tahun '70 an. R merupakan versi gratis dari bahasa S dari software (berbayar) yang sejenis yakni S-PLUS yang banyak digunakan para peneliti dan akademisi dalam melakukan kegiatan ilmiahnya.

Untuk keperluan analisa runtun waktu/ekonometri, telah tersedia cukup lengkap paket/library dari R (lihat *taskviews Econometrics, Finance dan Time Series* pada CRAN) dengan interaksi berupa R-CLI/ Command Line Interface. Dalam makalah ini, akan dikenalkan dan dibahas penggunaan R untuk komputasi model ARIMA, yang merupakan salah satu model standar yang dikenalkan dalam kuliah analisa runtun waktu. Pengenalan dilakukan dengan menggunakan data empiris dimana komputasi model ARIMA dilakukan dengan menggunakan R versi CLI (command line interface) dan versi GUI (Graphical User Interface) yang merupakan hasil pengembangan terbaru dalam Rosadi, Marhadi dan Rahmatullah (2009). Dalam

metodologinya, dikenalkan teknik pemodelan standar dengan menggunakan metode Box-Jenkins, maupun teknik pemilihan model otomatis menggunakan ukuran kriteria informasi, seperti yang dibahas di Hyndman dan Khandakar (2008).

7. Studi Kasus

Untuk lebih memahami metoda Vector Autoregressive Integrated, berikut ini akan di coba menganalisa data yang diperoleh. Adapun data yang digunakan dalam dalam paper ini adalah data sekunder dari data bulanan (*monthly*) nilai Impor dan ekspor Indonesia dari tahun Januari 2015 hingga Februari 2020 diperoleh dari Badan Pusat Statistik (www.bps.go.id) dengan periode waktu yang sama.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Data

Tabel 1
Data Ekspor dan Impor Indonesia
Tahun 2015 – Februari 2020

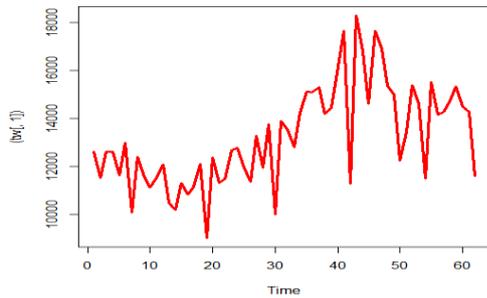
Bulan	Impor	Export
Jan-15	12.612,30	13.355,80
Feb-15	11.510,10	11.312,00
Mar-15	12.608,70	11.792,80
Apr-15	12.626,30	13.103,70
Mei-15	11.613,60	12.690,20
Jun-15	12.978,10	13.506,10
Jul-15	10.081,90	11.465,80
Agt-15	12.399,20	12.726,80
Sep-15	11.558,60	12.588,40
Okt-15	11.108,90	12.122,10
Nov-15	11.519,50	11.111,20
Des-15	12.077,30	11.916,10
Jan-16	10.467,00	10.480,60
Feb-16	10.175,60	11.312,00
Mar-16	11.301,70	11.810,00
Apr-16	10.813,60	11.475,90
Mei-16	11.140,70	12.974,40
Jun-16	12.095,20	12.974,40
Jul-16	9.017,02	9.530,08
Agt-16	12.385,20	12.748,30
Sep-16	11.297,50	12.568,50
Okt-16	11.472,20	12.679,00
Nov-16	12.669,40	13.503,60
Des-16	12.782,50	13.828,70
Jan-17	11.968,40	13.401,70
Feb-17	11.354,00	12.613,50

Mar-17	13.283,20	14.678,80
Apr-17	11.950,60	13.269,70
Mei-17	13.772,60	14.333,90
Jun-17	9.991,06	11.661,40
Jul-17	13.889,80	13.611,10
Agt-17	13.509,20	15.188,00
Sep-17	12.788,30	14.580,20
Okt-17	14.249,20	15.252,60
Nov-17	15.113,50	15.334,70
Des-17	15.104,50	14.864,50
Jan-18	15.309,40	14.553,40
Feb-18	14.185,50	14.132,60
Mar-18	14.463,60	15.586,90
Apr-18	16.162,30	14.496,20
Mei-18	17.662,90	16.198,30
Jun-18	11.267,90	12.941,70
Jul-18	18.297,10	16.284,70
Agt-18	16.818,10	15.865,10
Sep-18	14.610,10	14.956,30
Okt-18	17.667,60	15.909,10
Nov-18	16.901,80	14.851,70
Des-18	15.365,00	14.290,10
Jan-19	14.991,40	13.927,90
Feb-19	12.226,00	12.555,90
Mar-19	13.451,10	14.121,90
Apr-19	15.399,20	13.112,70
Mei-19	14.606,70	14.825,20
Jun-19	11.495,40	11.792,70
Jul-19	15.518,50	15.454,20
Agt-19	14.169,30	14.281,70
Sep-19	14.263,40	14.099,50
Okt-19	14.759,10	14.931,60
Nov-19	15.340,50	13.947,60
Des-19	14.506,80	14.445,10
Jan-20	14.268,70	13.632,00
Feb-20	11.601,60	13.937,50

Sumber : www.bps.go.id

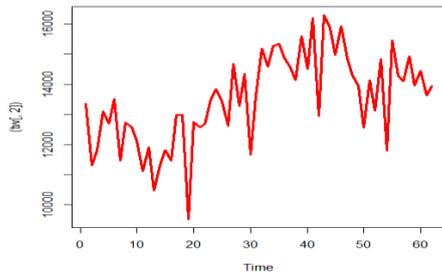
3.2. Hasil Pengolahan dan Analisis Data

- a) Dengan bantuan Software R, disajikan grafik seperti di bawah ini :



Gambar 1: Total Import Indonesia Tahun 2015 – Februari 2020

Dari gambar 1 terlihat pergerakan nilai impor Indonesia berfluktuatif tapi dibandingkan dengan tahun 2015 mengalami peningkatan.



Gambar 2: Total Export Indonesia Tahun 2015 – Februari 2020

Dari gambar 2 terlihat pergerakan nilai impor dan ekspor Indonesia berfluktuatif.

b) Analisis Vector Autoregressive (VAR)

- 1) Uji Kestasioneran Langkah pertama dalam pengujian model VAR adalah mengidentifikasi apakah data tersebut stasioner atau tidak. Pengujian kestasioneran terhadap variabel-variabel penelitian yaitu total Impor Indonesia dan Ekspor Indonesia, dilakukan dengan menggunakan pengujian *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Hasil pengujian stasioneritas disajikan dibawah ini:

Hipotesis yang dipakai untuk uji ini adalah: :

H_0 : adanya unit root (data tidak stasioner pada derajat level)

H_1 : tidak adanya unit root (data stasioner pada derajat level)

Hasil uji ADF adalah sebagai berikut:

```
> adf.test(tw[,1])
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: tw[, 1]
Dickey-Fuller = -1.5166, Lag order = 3,
p-value = 0.7705
alternative hypothesis: stationary
```

```
> adf.test(tw[,2])
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: tw[, 2]
Dickey-Fuller = -1.9069, Lag order = 3,
p-value = 0.6125
alternative hypothesis: stationary
```

Dengan taraf signifikansi 10%, dari hasil pengujian diperoleh bahwa H_0 diterima (p -value > 0.1), yang menunjukkan bahwa variabel Impor dan ekspor memiliki unit root yang berarti bahwa data tidak stasioner pada tingkat level dengan signifikansi 10 persen. Dengan demikian data perlu dilakukan transformasi/ differencing untuk mengatasi masalah ketidakstasioneran.

Dengan menggunakan software R dilakukan differencing, sebagaimana berikut ini :

```
> x=diff(tw[,1])
> x
 [1] -1102.20 1099.60 17.60 -1012.70 1364.50 -2896.20 2317.30 -840.60
 [9] -449.70 410.60 557.80 -1610.30 -291.40 1126.10 -489.10 327.10
[17] 984.30 -3079.18 3368.18 -1087.70 174.70 1197.20 113.10 -824.10
[25] -624.40 1929.20 -1332.60 1822.00 -3781.54 3899.74 -980.60 -720.90
[33] 1460.90 864.30 -9.00 204.90 -1123.90 278.10 1698.70 1500.60
[41] -6395.00 7029.20 -1479.00 -2208.00 3057.50 -765.80 -1836.60 -373.60
[49] -2765.40 1225.10 1949.10 -792.50 -3111.30 4023.10 -1349.20 94.10
[57] 495.70 551.40 -833.70 -238.10 -2467.10
> y=diff(tw[,2])
> y
 [1] -2043.80 480.80 1310.90 -413.50 815.90 -2040.30 1261.00 -138.40
 [9] -466.30 -1010.90 804.90 -1435.50 831.40 498.00 -334.10 1498.50
[17] 0.00 -3444.32 3218.22 -179.80 110.50 824.60 325.10 -427.00
[25] -788.20 2065.30 -1409.10 1064.20 -2672.50 1949.70 1576.90 -607.80
[33] 672.40 82.10 -470.20 -311.10 -920.80 1454.30 -1090.70 1702.10
[41] -3256.60 3343.00 -419.60 -908.80 952.80 -1057.40 -561.60 -362.20
[49] -1972.00 1566.00 -1009.20 1712.50 -3032.50 3661.50 -1172.50 -182.20
[57] 832.10 -994.00 497.50 -813.10 305.50
>
```

Hasil uji ADF setelah differencing sebagai berikut:

```
> adf.test(x)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: x
Dickey-Fuller = -4.8195, Lag order = 3,
p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Warning message:

In adf.test(x) : p-value smaller than printed p-value

```
> adf.test(y)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: y
```

Dickey-Fuller = -5.2563, Lag order = 3,
 p-value = 0.01
 alternative hypothesis: stationary

Warning message:
 In adf.test(y) : p-value smaller than printed p-value

Dengan taraf signifikansi 10%, dari hasil pengujian diperoleh bahwa H_0 ditolak (p -value < 0.01), yang menunjukkan bahwa variabel Impor dan ekspor tidak adanya unit root yang berarti bahwa data stasioner pada tingkat level dengan signifikansi 10 persen.

- 2) Penentuan Panjang Lag dalam VARI
 Penentuan panjang lag optimum dalam model VARI dilakukan dengan beberapa pengujian. Hasil pengolahan R programming language untuk data yang telah di differencekan adalah sebagai berikut:

```

$'selection'
AIC(m)  HQ(m)  SC(m)  FPE(m)
  2      2      2      2

Criteria
  1      2      3      4      5
AIC(m) 2.841787e+01 2.812702e+01 2.821724e+01 2.820680e+01 2.834274e+01
HQ(m)  2.850472e+01 2.827177e+01 2.841989e+01 2.846735e+01 2.866118e+01
SC(m)  2.864519e+01 2.850581e+01 2.874754e+01 2.888622e+01 2.917609e+01
FPE(m) 2.197069e+12 1.644215e+12 1.803458e+12 1.791848e+12 2.065734e+12
  6      7      8      9     10
AIC(m) 2.837929e+01 2.846479e+01 2.854216e+01 2.847515e+01 2.858633e+01
HQ(m)  2.875563e+01 2.889903e+01 2.903430e+01 2.902523e+01 2.915426e+01
SC(m)  2.836414e+01 2.960116e+01 2.983005e+01 2.951459e+01 3.017724e+01
FPE(m) 2.162479e+12 2.385881e+12 2.622439e+12 2.508011e+12 2.884023e+12
  
```

Dari hasil pengolahan panjang lag pada hasil pengolahan diperoleh hasil bahwa lag optimal yang diusulkan adalah lag 2.

- 3) Estimasi Model VARI
 VAR digunakan untuk peramalan sistem peubah yang saling terkait satu sama lain dan menganalisa dampak dinamis dari peubah faktor gangguan (random disturbance) dalam sistem peubah tersebut. Hasil estimasi parameter model VAR(1) dengan menggunakan R programming language adalah sebagai berikut:

```

Estimation results for equation x:
=====
x = x.l1 + y.l1 + const

      Estimate   Std. Error  tvalue Pr(>|t|)
x.l1  -0.3148    0.1834  -1.716  0.0915 .
y.l1  -0.4412    0.2526  -1.747  0.0861 .
const 12.2476   219.8323   0.056  0.9558
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
  
```

```

Estimation results for equation y:
=====
y = x.l1 + y.l1 + const

      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
x.l1  0.1327    0.1244   1.067  0.291
y.l1 -0.7663    0.1714  -4.472 3.75e-05 ***
const 43.6222  149.1163   0.293  0.771
---
  
```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Hipotesis yang akan digunakan adalah:

$H_0: \phi = 0$
 $H_1: \phi \neq 0$

Wilayah penolakan H_0 adalah jika nilai statistik- t parsial lebih besar daripada nilai statistik- t Tabel ($\alpha/2, n-1$) yaitu sebesar ± 1.67

Dari hasil pengolahan dengan R language dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Kemudian untuk menguji tingkat signifikansi parameternya digunakan pengujian secara serentak dengan uji- F dan secara parsial dengan uji- t . terlihat tiap variabel berjejer tiga nilai yaitu koefisien variabel, standar error dalam kurung biasa () serta nilai statistik t parsial dalam kurung siku []. Pada pengujian hipotesis hanya dilihat nilai statistik t parsial. Nilai yang bertanda bintang (*) dan titik (.) pada hasil pengolahan menunjukkan bahwa ditolak yang mengindikasikan bahwa variabel dependen akan berpengaruh secara signifikan oleh variabel independen karena nilai statistik t parsialnya lebih besar dari statistik- t tabel yaitu ± 1.67 . Dikarenakan pengolahan model menggunakan data yang telah dilakukan differencing, maka model dapat dikatakan juga sebagai model VARI(1,1) atau *Vector Autoregression Integrated* (1,1). Angka (1,1) menunjukkan ordo dari VAR dan banyaknya differencing. Suatu variabel tidak hanya dipengaruhi oleh masa lalu variabel itu sendiri tetapi dipengaruhi juga oleh masa lalu variabel lain.

Ringkasan Hasil Estimasi Model VARI (1)

Persamaan	Variabel	Koefisien	P-Value (Parsial)	F-Value	DF	P-Value (Simultan)
Diffx	c	12.2476	0.9558	15.81	2	0.000004
	Diifx _{t-1}	-0.3148	0.0915			
	Diify _{t-1}	-0.4412	0.0861			
Diffy	c	43.6222	0.771	19.52	2	0.000004
	Diifx _{t-1}	0.1327	0.291			
	Diify _{t-1}	-0.7663	3.75e-05			

Dari tabel diatas menunjukkan bahwa Variabel impor dan ekspor yang telah di difference membentuk persamaan yang significant secara simultan. Dan secara parsial variabel kurs dipengaruhi variabel impor dan ekspor pada periode sebelumnya pada tingkat signifikansi 10%.

Adapun persamaan model VARI(1,1) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\Delta Import_t = 12.2476 - 0.3148 \Delta Import_{t-1} - 0.4412 \Delta Import_{t-2} + a_t$$

$$\Delta Ekspor_t = 43.6222 + 0.1327 \Delta Ekspor_{t-1} - 0.7663 \Delta Ekspor_{t-2} + a_t$$

4. KESIMPULAN

Penelitian terhadap impor terhadap ekspor menghasilkan model VARI(1,1). Karena variabel impor dan ekspor stasioner pada first difference dan lag optimum dari model adalah lag 1 dimana kedua variabel tersebut berhubungan secara simultan dengan satu periode sebelumnya.

Dari model menunjukkan bahwa variabel Impor dan ekspor yang telah di difference membentuk persamaan yang significant secara simultan. Dan secara parsial variabel impor dipengaruhi variabel ekspor pada periode sebelumnya pada tingkat signifikansi 10%.

DAFTAR PUSTAKA

1. Qomariyah, Lum'atul, Dkk (2016), Penaksiran Parameter Model Vector Autoregressive Integrated (VARI), Magister Statistika Terapan, UNPAD, 2015
2. Sims, C.A. (1972), "Money, Income, and Causality", *American Economic Review*, Vol. 62, pp. 540-552.
3. Wahyuningrum, Vira, Dkk, Penerapan Model Vector Autoregressive Integrated (VARI) pada Data Nilai Tukar Rupiah dan Total Ekspor Indonesia, Magister Statistika Terapan, UNPAD, 2015
4. Wulandari Ariska, Dinda, Dkk (2014), Penaksiran Parameter Model Vector Autoregressive Integrated (VARI) Dengan Metode MLE dan Penerapannya Pada Data Indeks Harga Konsumen, *IndoMS Journal on Statistics*