MODEL VEKTOR AUTOREGRESI UNTUK PRAKIRAAN CURAH HUJAN DI JAKARTA TIMUR DAN JAKARTA SELATAN

Mirtawati Mulyami, Andri Saputra
Program Studi Matematika Universitas Islam As-Syafi'iyah, Jakarta
Email: mirta.mulyami@gmail.com, andrisaputra.fst@uia.ac.id

ABSTRAK

Model Vektor Autoregresi (VAR) adalah model multivariat time series yang dapat digunakan untuk memodelkan data time series di beberapa lokasi secara simultan. Sebagaimana model multivariat time series lainnya, model VAR menjadikan syarat kestasioneran dan penaksiran parameter model agar model yang di susun layak digunakan untuk prakiraan suatu objek untuk waktu yang akan datang. Tahapan dalam prakiraan terdiri dari : 1. Penyusunan model VAR. 2. Prakiraan curah hujan. Sedangkan tahapan penyusunan model VAR terdiri dari : 1. Identifikasi, 2. Estimasi parameter, 3. Uji kelayakan model. Untuk identifikasi digunakan Plot data pasangan fungsi *Auto Correlation Function* (ACF) dan *Partial Auto Correlation Function* (PACF) untuk melihat stasioneritas dan menentukan orde p model. Untuk estimasi parameter digunakan *Maksimum Likelihood Estimator* (MLE) dan untuk uji kelayakan model digunakan *Mean Square Error* (MSE). Data yang digunakan adalah data curah hujan berbasis hari di dua wilayah yaitu Jakarta Timur dan Jakarta Selatan dengan periode pengamatan 50 hari dan di hitung dalam satuan mm. Program *software* yang digunakan adalah R.

Kata Kunci : VAR, stasioner, ACF, PACF, MLE

PENDAHULUAN

Data time series dalam keseharian, seringkali merupakan hasil pengamatan beberapa variable pada interval waktu tertentu di satu lokasi pengamatan atau pengamatan sebuah variable pada dua atau lebih lokasi pengamatan. Misalnya pada fenomena curah hujan, dilakukan pengamatan curah hujan dalam waktu 50 hari di dua lokasi. Model yang cocok untuk data time series dengan kondisi tersebut adalah model time series multivariate atau model vector time series karena model diperuntukkan untuk menganalisis data pada dua atau lebih lokasi secara simultan.

Makalah ini akan mengkaji model VAR, yaitu salah satu model multivariate time series. Model VAR menjelaskan hubungan timbal balik antara variable itu sendiri dengan variable lainya pada periode sebelumnya. Dalam makalah ini model VAR digunakan untuk prakiraan data curah hujan.

Model VAR dapat digunakan bila syarat stasioner telah dipenuhi, artinya tidak terjadi perubahan data yang signifikan. Secara visual, data stasioner digambarkan sebagai data berfluktuasi di sekitar rataannya dengan variansi konstan. Kestasioneran data berguna untuk memperkecil kekeliruan model, namun untuk mengatasi data yang tidak stasioner perlu dilakukan modifikasi dengan cara *differencing* (pembedaan) atau tranformasi linier. penaksiran parameter telah ditentukan. Selain itu makalah ini menyajikan penaksiran parameter dengan metode MLE.

Makalah ini bertujuan melakukan prakiraan curah hujan untuk 7 hari kedepan, namun sebelumnya dilakukan terlebih dahulu penyusunan model yang terdiri dari membuat plot data untuk melihat kestasioneran data, mencari nilai fungsi ACF dan PACF untuk menentukan orde model, mencari nilai MLE untuk menaksir parameter dan mecari *Mean Square Error* (MSE) untuk menguji kelayakan model. Alat bantu yang digunakan untuk mengolah data adalah Sofware R.

MODEL *TIME SERIES*

a. Model Auto Regresi Orde 1

Model Autoregresi orde 1 (AR(1)) adalah suatu model analisa time series. Model AR(1) menggambarkan pengamatan suatu variabel yang dipengaruhi oleh variabel itu sendiri pada periode sebelumnya. Bentuk umum model autoregresi AR(1) adalah sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$Z(t) = \phi Z(t-1) + a(t)\ ,\ a_t \overset{iid}{\sim} \mathrm{N}(0, \sigma 2),\ \ t \in \mathbb{N}$$

dengan :
$Z(t)$ = nilai variabel pada periode t
ϕ = parameter autoregressive ke-1
$a(t)$ = residual pada periode t

b. Model Vektor Auto Regresi Orde 1

Model VAR merupakan pengembangan dari model AR yang melibatkan lebih dari satu variabel pengamatan dan variabel-variabelnya saling mempengaruhi. Model VAR merupakan salah satu model multivariat yang dapat digunakan untuk menjelaskan adanya hubungan timbal balik antara variabel variabel dengan lokasi pengamatan. Pada model AR pengamatan suatu variabel hanya dipengaruhi oleh antar variabel itu sendiri pada periode sebelumya, namun pada model VAR pengamatan suatu variabel selain dipengaruhi oleh antar variabel itu sendiri juga dipengaruhi oleh lokasi pengamatan.

Model VAR dengan orde p yang dinotasikan dengan VAR(p) dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$Z(t) = \Phi_1 Z(t-1) + \Phi_2 Z(t-2) + \cdots + \Phi_p Z(t-p) + a(t)$$

dengan :
$Z(t)$ merupakan vektor berukuran $nx1$ yang mengandung n variabel pada waktu t,
Φ_p merupakan matriks berukuran nxn yang berisikan koefisien-koefisien model
$a(t)$ merupakan vektor berukuran $nx1$ yang berisikan residual
$\boldsymbol{a}(t) \overset{iid}{\sim} N(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}_N)$ dan $E[\boldsymbol{z}(t)] = \mathbf{0}$

Maka untuk model *bivariate* VAR(1) :

$$Z_1(t) = \phi_{11} Z_1(t-1) + \phi_{12} Z_2(t-1) + a_1(t)$$
$$Z_2(t) = \phi_{21} Z_1(t-1) + \phi_{22} Z_2(t-1) + a_2(t)$$

atau

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_1(t) \\ a_2(t) \end{bmatrix}$$

Jika :

$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \end{bmatrix}$ dituliskan sebagai Z $\quad$ $\begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix}$ dituliskan sebagai Φ

$\begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \end{bmatrix}$ dituliskan sebagai $Z(t-1)$ $\quad$ $\begin{bmatrix} a_1(t) \\ a_2(t) \end{bmatrix}$ ditulis sebagai $a(t)$

Sehingga persamaan VAR (1) dapat ditulis sebagai :

$$Z(t) = \Phi Z(t-1) + a(t)$$

Kestasioneran

Syarat stasioner oleh Hannan (dalam Budi N,1) model VAR (p) dengan $u = 1, 2, \ldots N$ variat, dinyatakan dalam teorena berikut:

Teorema:

Jika x_u solusi persamaan $\left| x_u^p \mathbf{I} - \sum_{j=1}^{p} \Phi(j) x_u^{p-j} \right| = 0$ *terletak di dalam lingkaran satuan ($|x_u|$ <1), maka proses VARMA(p,q) pada 3.1 bersifat stasioner*

Dengan menggunakan teorema, kestasioneran model AR(1) diperoleh melalui x_u sebagai solusi persamaan $|xu - \phi| = 0$. Karena x_u terletak di dalam lingkaran satuan atau $|x_u| < 1$, maka untuk $u = 1$ didapat syarat kestasioneran, yaitu $|\phi| < 1$. Sedangkan untuk model bivariat VAR(1), syarat stasioner diperoleh apabila kedua nilai eigen dari matriks parameter Φ memenuhi sifat $|x_u| < 1$.
Syarat kestasioneran tersebut diuraikan oleh Wei [3, p. 339], sebagai berikut: Jika $\forall B \in C$, $|B|>1$ berlaku $|I - \Phi B| = 0$, maka VAR(1) stasioner. Dengan kata lain, akar-akar B dari $|I - \Phi B| = 0$ berada di luar lingkaran satuan.

Syarat kestasioneran tersebut dapat diuraikan sebagai berikut:

Misalkan $x = B^{-1}$, maka diperoleh:

$$|I - \Phi B| = 0 \Leftrightarrow |xI - \Phi| = 0$$

Kriteria $|I - \Phi B| = 0$ bersesuaian dengan mencari nilai eigen Φ. Misalkan $x_1, x_2, \dots, x_N$ merupakan nilai eigen dan $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_N$ adalah vektor eigen yang bersesuaian dari Φ, sehingga $\Phi\, \mathbf{r}_u = x_u \mathbf{r}_u$, $u = 1,2,..,N$. Untuk penyederhanaan, diasumsikan vektor eigen bebas linier, sehingga $\mathbf{X}$ merupakan matriks diagonal. Misalkan $\mathbf{X} = \text{diag}[x_1, x_2, \dots, x_N]$ dan $\mathbf{R} = [\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_N]$, diperoleh $\Phi\mathbf{R} = \mathbf{RX}$ dan $\Phi = \mathbf{R\,X\,R}^{-1}$, sehingga:

$$|I - \Phi B| = |I - R\ X\ \ R^{-1}B| = |I - R\ X\ BR^{-1}| = |I - \mathrm{X}B| = \prod_{u=1}^{N}(1 - x_u B) = 0$$

Persamaan $|I - \Phi B| = 0$ memiliki akar-akar B di luar lingkaran satuan jika dan hanya jika semua nilai eigen x_u berada di dalam lingkaran satuan. Hal ini ekuivalen dengan menyatakan proses VAR stasioner apabila semua nilai eigen Φ berada di dalam lingkaran satuan, artinya $|x_u| < 1$ untuk $u = 1,2,..,N$.

ESTIMASI PARAMETER DENGAN METODE MLE

Untuk asumsi galat pada model VAR(1) berdistribusi normal, maka parameter model VAR(1) dapat diestimasi menggunakan metode MLE dengan cara memaksimumkan fungsi *ln likelihood*. Misal, untuk $N = 2$ lokasi dan $T = 3$ waktu , maka model VAR(1) menjadi :

$$\begin{bmatrix} z_1(2) \\ z_2(2) \\ z_1(3) \\ z_2(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} z_1(1) & z_2(1) \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ z_1(1) & z_2(1) \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} z_1(2) & z_2(2) \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ z_1(2) & z_2(2) \end{pmatrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{12} \\ \phi_{21} \\ \phi_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_1(2) \\ a_2(2) \\ a_1(3) \\ a_2(3) \end{bmatrix}$$

sehingga rumus umum model VAR (1) untuk N lokasi dan T waktu adalah :

$$
\underbrace{\begin{bmatrix} z_1(2) \\ z_2(2) \\ \vdots \\ z_n(2) \\ z_1(3) \\ z_2(3) \\ \vdots \\ z_n(3) \\ \vdots \\ z_1(T) \\ z_2(T) \\ \vdots \\ z_n(T) \end{bmatrix}}_{Y}
=
\underbrace{\begin{bmatrix}
\begin{pmatrix} z_1(1) & z_2(1) & \cdots & z_n(1) \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} & \cdots & \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_1(1) & z_2(1) & \dots & z_n(1) \end{pmatrix} \\
\begin{pmatrix} z_1(2) & z_2(2) & \cdots & z_n(2) \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} & \cdots & \begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_1(2) & z_2(2) & \cdots & z_n(2) \end{pmatrix} \\
\vdots & \ddots & \vdots \\
\begin{pmatrix} z_1(T-1) & z_2(T-1) & \dots & z_n(T-1) \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} & \cdots & \begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_1(t-1) & z_2(t-1) & \dots & z_n(t-1) \end{pmatrix}
\end{bmatrix}}_{X}
\underbrace{\begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{12} \\ \vdots \\ \phi_{1n} \\ \phi_{21} \\ \phi_{22} \\ \vdots \\ \phi_{2n} \\ \vdots \\ \phi_{n1} \\ \phi_{n2} \\ \vdots \\ \phi_{nn} \end{bmatrix}}_{\beta}
+
\underbrace{\begin{bmatrix} a_1(2) \\ a_2(2) \\ \vdots \\ a_n(2) \\ a_1(3) \\ a_2(3) \\ \vdots \\ a_n(3) \\ a_1(t) \\ a_2(t) \\ \vdots \\ a_n(t) \end{bmatrix}}_{\varepsilon}
$$

Persamaan di atas disederhanakan dengan persamaan linier, yaitu:

$$\bar{Y} = X\bar{\beta} + \varepsilon$$
$$\bar{Y} - X\bar{\beta} = \bar{\varepsilon} \sim N(0, \sigma^2 I)$$

sehingga fungsi *likelihood*nya yaitu:

$$f(x) = L(\beta, \sigma^2) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{n}{2}}} e^{\left(\frac{\bar{\varepsilon}^2}{2\sigma^2}(Y - X\beta)\prime(Y - X\beta)\right)}$$

fungsi ln *likelihood*nya adalah:

$$Ln\big(L(\beta, \sigma^2)\big) = -\frac{n}{2}\ln(2\pi\sigma^2) - \left(\frac{1}{2\sigma^2}(Y - X\beta)'(Y - X\beta)\right)$$

Diturunkan dalam β

$$\frac{\partial Ln\big(L(\beta, \sigma^2)\big)}{\partial \beta} = \frac{1}{\sigma^2}(Y - X\beta)'(-X)$$

Maksimumkan fungsi *likelihood* pada persamaan, maka:

$$\frac{1}{\sigma^2}(Y - X\beta)'(-X) = 0$$
$$-XY' + XB'X' = 0$$
$$B' = (XX')^{-1}Y'X$$

Dengan mentranspose persamaaan di atas maka diperoleh :

$$B = (X'X)^{-1}X'Y$$

Maka taksiran MLE untuk $N = 2$ lokasi dan $T = 3$ menjadi:

$$\Phi_{(4x1)} = \left(\dot{Z}'_{t-1((2x2)(2x2))}\dot{Z}_{t-1((2x2)(2x2))}\right)^{-1}\dot{Z}_{t-1((2x2)(2x2))}\dot{Y}_{t((2x2)x1)}$$

Sehingga taksiran MLE untuk model VAR(1) pada *N* lokasi dan waktu *T* secara umum, yaitu:

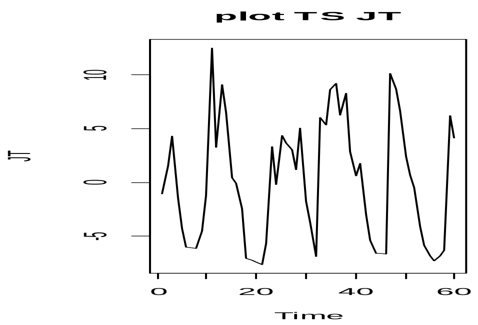
$$\Phi_{((NxN)x1)} = \left(\dot{Z}'_{t-1((NxN)(Nx(T-1))}\dot{Z}_{t-1(Nx(T-1))(NxN))}\right)^{-1}\dot{Z}_{t-1((NxN)(Nx(T-1))}\dot{Y}_{t((Nx(T-1)x1)}$$

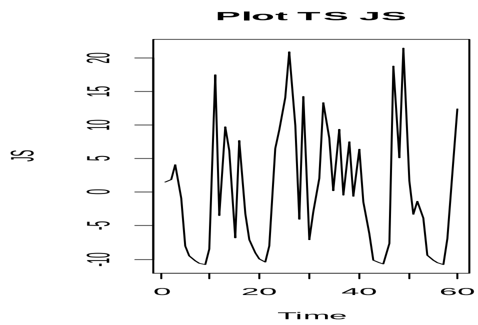
MENYUSUN MODEL

1. Identifikasi

- **Plot Data Univariat**

  Plot data dibuat untuk mengetahui apakah data sudah stasioner, hasilnya diperoleh sebagai berikut :





Plot data diperoleh dengan :

```
> par(mfrow=c(1,2))
> plot.ts(JT)
> title("plot TS JT")
> plot.ts(JS)
> title("Plot TS JS")
```

Dari plot data dapat dikatakan bahwa data berpluktuasi disekitar rataanya. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data JT atau Jakarta Timur dan data JS atau Jakarta Selatan adalah stasioner.

Kestasioneran Model AR(1)

Kestasioneran model ditunjukkan oleh nilai parameter ϕ. Dari pembahasan diatas, suatu model dikatakan stasioner jika $|\phi| < 1$ atau $-1 < \phi < 1$. Estimasi dengan MLE untuk masing masing lokasi pengamatan adalah :

Tabel 1. Penaksiran parameter model AR(1) dengan metode MLE

Variabel	ϕ
Jakarta Timur	0.6026
Jakarta Selatan	0.3653

Dari hasil penaksiran parameter model AR(1) dengan metode MLE, data curah hujan pada tabel menyatakan Jakarta Timur memperoleh nilai parameter $\phi = 0{,}6026 < 1$ dan Jakarta Selatan memperoleh nilai parameter $\phi = 0{,}3653 < 1$, maka dapat dikatakan model AR(1) untuk Jakarta Timur dan Jakarta Selatan sudah stasioner, sehingga persamaan model AR(1) untuk kedua lokasi adalah :

$$Z_{JT}(t) = 0.6026\, Z_{JT}(t-1)$$

dan

$$Z_{JS}(t) = 0.3654\, Z_{JS}(t-1)$$

- **Fungsi ACF dan Fungsi Autokorelasi Parsial PACF**

  Untuk suatu proses yang stasioner $\{z_t\}$, nilai kovariansi antara z_t dan z_{t+1} dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$\gamma_t = cov(z_t, z_{t+k}) = E(z_t - \mu)(z_{t+k} - \mu)$$

- Maka fungsi autokorelasi (ACF) :

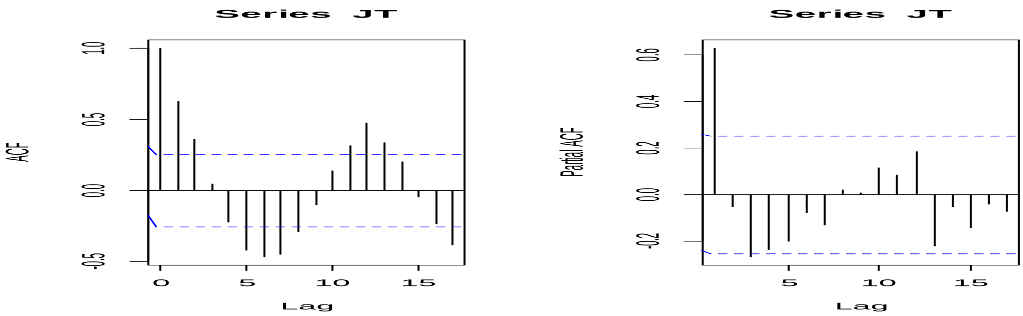
$$\rho_k = \frac{cov(z_t, z_{t+k})}{\sqrt{var(z_t)}\sqrt{var(z_{t+k})}} = \frac{\gamma_t}{\gamma_0}$$

- Jika z_t adalah deret waktu yang berdistribusi normal, maka fungsi autokorelasi parsial (PACF) antara z_t dan z_{t+1} adalah :

$$P_k = \frac{cov[(z_t - \overline{z_t})(z_{t+k} - \bar{z}_{t+k})]}{\sqrt{var(z_t - \overline{z_t})var(z_{t+k} - \bar{z}_{t+k})}}$$

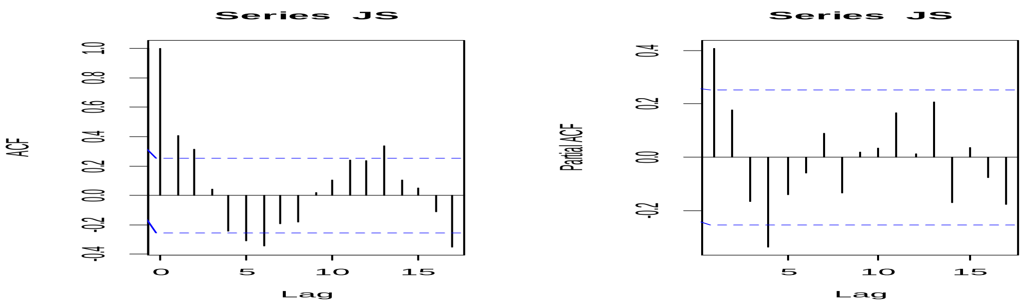
Atau Dengan R :
> acf(JT)
> pacf(JT)

Diperoleh :



Dari gambar terlihat bahwa grafik ACF dari lag ke – 1 hingga seterusnya menurun secara eksponensial dan pada grafik PACF terlihat bahwa lag ke- 1 keluar dari garis barlett sehingga dapat dikatakan signifikan pada lag ke – 1. Arinya curah hujan di Jakarta Timur dapat dimodelkan dengan menggunakan AR (1).
Dan
> acf(JS)
> pacf(JS)

Diperoleh :



Seperti pada grafik ACF dan PACF di Jakarta Timur, terlihat bahwa grafik ACF dari lag ke–1 hingga seterusnya menurun secara eksponensial dan pada grafik PACF terlihat bahwa lag ke–1 keluar dari garis barlett sehingga dapat dikatakan signifikan pada lag ke–1. Arinya curah hujan di Jakarta Selatan juga dapat dimodelkan dengan menggunakan AR (1).

2. Penaksiran Parameter

Dari identifikasi model diperoleh model AR(1) untuk data curah hujan di dua lokasi, tahap selanjutnya adalah mencari nilai korelasi antar lokasi, yaitu :

> cor(JT,JS)

Diperoleh nilai korelasi antara curah hujan di Jakarta Timur dan di Jakarta Selatan sebesar 0.8214. sehingga dapat disimpulkan bahwa setiap lokasi saling berkolerasi. Selanjutnya karena dua (2) lokasi tersebut saling berkorelasi maka dapat dilakukan penaksiran parameter dengan model bivariat VARI(1) dengan matriksnya sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} z_{JT}(2) \\ z_{JS}(2) \\ z_{JT}(3) \\ z_{JS}(3) \\ \vdots \\ z_{JT}(50) \\ z_{JS}(50) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} z_{JT}(1) & z_{JS}(1) \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ z_{JT}(1) & z_{JS}(1) \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} z_{JT}(2) & z_{JS}(2) \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ z_{JT}(2) & z_{JS}(2) \end{pmatrix} \\ \vdots & \vdots \\ \begin{pmatrix} z_{JT}(49) & z_{JS}(49) \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ z_{JT}(49) & z_{JS}(49) \end{pmatrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{12} \\ \phi_{21} \\ \phi_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{JT}(2) \\ a_{JS}(2) \\ a_{JT}(3) \\ a_{JS}(3) \\ \vdots \\ a_{JT}(50) \\ a_{JS}(50) \end{bmatrix}$$

Atau dengan R diperoleh :

Membuat

$$\begin{bmatrix} \hat{\phi}_{11} \\ \hat{\phi}_{12} \\ \hat{\phi}_{21} \\ \hat{\phi}_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5256 \\ 0.0040 \\ 0.3878 \\ 0.0843 \end{bmatrix}$$

Jadi model VAR(1) dinyatakan dalam bentuk matriks adalah :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5256 & 0.0040 \\ 0.3878 & 0.0843 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \end{bmatrix}$$

Atau

$$Z_{JT}(t) = 0.5256 Z_{JT}(t-1) + 0.004 Z_{JS}(t-1)$$
$$Z_{JS}(t) = 0.3878 Z_{JT}(t-1) + 0.084 Z_{JS}(t-1)$$

Artinya curah hujan di Jakarta Timur hari ini dipengaruhi oleh 0.5256 curah hujan di Jakarta timur satu hari sebelumnya, ditambah 0.004 curah hujan di Jakarta Selatan satu hari sebelumnya dan curah hujan di Jakarta Selatan dipengaruhi oleh 0.3878 curah hujan di Jakarta Timur satu hari sebelumnya ditambah dengan 0.084 curah hujan di Jakarta Selatan satu hari sebelumnya.

Untuk memeriksa kestasioneran juga dapat dilihat dari seluruh Nilai Eigen dari parameter $\phi < 1$, hasil perhitungan dengan R diperoleh :

$$\lambda_1 = 0.52908518 \quad \text{dan } \lambda_2 = 0.08051482$$

sehingga dapat disimpulkan data curah hujan sudah stasioner, dan diperoleh model VAR(1)

3. Uji Kelayakan Model

Setelah model diperoleh, selanjutnya dilakukan uji kelayakan model dengan melakukan perhitungan MSE, pada masing masing lokasi untuk mengetahui apakah model sudah layak untuk digunakan. Hasil perhitungan MSE dapat dilihat pada Tabel berikut :

Tabel 2 . *Mean Square Error*

Lokasi	MSE (%)
Jakarta Timur	8,50
Jakarta Selatan	10,32

Dapat dilihat nilai galat untuk Jakarta Timur dan Jakarta Selatan adalah 8,5 % dan 10,32 % dari nilai sekarang. Sehingga Model VAR (1) sudah layak digunakan untuk prakiraan, karena memberikan nilai MSE yang cukup kecil.

Prakiraan Curah Hujan

Prakiraan curah hujan di Jakarta Timur dan Jakarta Selatan untuk tiga (3) hari ke depan diperlihatkan dalam table berikut :

Tabel 3. Hasil Peramalan Curah Hujan

Lokasi	Hari ke – 51			Hari ke – 52			Hari ke – 53		
	Aktual	Prakiraan	Galat	Aktual	Prakiraan	Galat	Aktual	Prakiraan	Galat
Jakarta Timur	1,94	1.9574	0,017	0,97	1.0259	0,056	0,49	0.5130	0.023
Jakarta Selatan	1,57	1.8776	0.308	0,79	0.8528	0.063	0,4	0.4267	0.027

Berdasarkan tabel, hasil perkiraan curah hujan di Jakarta Timur dan Jakarta Selatan dalam waktu tiga hari kedepan mengalami penurunan. Terlihat pula model VAR (1) cukup valid terlihat dari galat yang kecil.

KESIMPULAN

Model VAR(1) dapat menggambarkan pengaruh pengamatan di suatu lokasi pada waktu satu waktu sebelumnya $(t-1)$ terhadap pengamatan waktu sekarang (t) di satu lokasi tertentu maupun interaksi antara pengamatan di waktu yang lalu di suatu lokasi terhadap lokasi-lokasi lain di sekitarnya yang diamati secara simultan.
Kestasioneran diperiksa melalu model AR (1) masing masing satu pengamatan dan model VAR(1) untuk dua lokasi pengamatan, keduanya memperoleh hasil stasioner. Untuk VAR (1) kestasioneran diperiksa melalui nilai eigen dari matriks taksiran parameter

DAFTAR PUSTAKA

1. Budi Nurani R, (2004), *Model Vektor Auto Regresi dan Penerapannya dalam Prakiraan Produksi Minyak Bumi*, Makalah Seminar Nasional Matematika di kampus Universitas Pendidikan Indonesia
2. Wei, W.W.S., (1990), *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., New York
3. Qomariyah, Lum’atul, Dkk (2016),Penaksiran Parameter Model Vector Autoregressive Integrated (VARI), Magister Statistika Terapan, UNPAD, 2015
4. *Makridakis, S., Wheelwright, S.C., and McGee, C.E*, 1999. Metode dan Aplikasi Peramalan, Edisi Kedua, Erlangga, Jakarta.
5. Michael J. Crawley. *Statistics: An Introduction Using R. John Wiley & Sons*, Hoboken, NJ, 2005