

**PEMODELAN VECTOR AUTOREGRESSIVE (VAR)
PADA PERAMALAN TINGKAT PENCEMARAN UDARA OLEH OZON(O₃)
DAN NITROGEN DIOKSIDA(NO₂) DI DKI JAKARTA**

[¹]Ika Hairul Nisa [²]Mirtawati [³]Soekardi Hadi Prabowo

E-mail : ika.hairulnisaa@gmail.com No.Telepon : 0878-7841-3679

[¹]Mahasiswa Universitas Islam As-syafi'iyah [²]Dosen Prodi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam As-syafi'iyah [³]Dosen Prodi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam As-syafi'iyah

ABSTRAK

Tingkat polusi udara Jakarta pada awal tahun 2016 sangat mengkhawatirkan, data *Greenpeace* Indonesia menyebutkan tingkat polusi berada pada level 4,5 kali dari ambang batas yang ditetapkan *World Health Organization (WHO)* dan tiga kali lebih besar dari standar yang ditetapkan pemerintah Indonesia. Penelitian ini menghitung dan meramalkan tingkat pencemaran udara dengan parameter pencemar ozon (O₃) dan nitrogen dioksida (NO₂) di DKI Jakarta. Berupaya untuk memodelkan tingkat pencemaran udara oleh O₃ dan NO₂ secara bersama-sama dengan *Vector Autoregressive (VAR)*. Hasil yang diperoleh menunjukkan tingkat pencemaran udara parameter pencemar ozon di DKI Jakarta termasuk kedalam kategori tidak sehat dengan konsentrasi udara ambien sebesar 315,934 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ telah melewati batas baku mutu yang dizinkan yaitu 235 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, sedangkan nitrogen dioksida menunjukkan kategori baik. Terdapat hubungan kausalitas satu arah antara ozon terhadap nitrogen dioksida.

Kata kunci : ISPU, Ozon (O₃), Nitrogen Dioksida (NO₂), VAR.

ABSTRACT

Jakarta's air pollution levels at the beginning of 2016 were very worrying, *Greenpeace* Indonesia said pollution levels were at a level 4,5 times the threshold set by the *World Health Organization (WHO)* and three times greater than the standards set by the Indonesian government. This study calculates and predicts the level of air pollution with ozone (O₃) and nitrogen dioxide (NO₂) pollutants in DKI Jakarta. This study seeks to model air pollution levels by ozone and nitrogen dioxide together with *Vector Autoregressive (VAR)* which is one method in multivariate time series analysis. The results obtained showed the level of air pollution ozone pollutant parameters in DKI Jakarta included in the unhealthy category with ambient air concentration of 315,934 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ which has exceeded the permissible quality standard of 235 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, while nitrogen dioxide shows a good category. There is a one-way causality relationship between ozone to nitrogen dioxide.

Keywords: ISPU, Ozone (O₃), Nitrogen Dioxide (NO₂), VAR.

PENDAHULUAN

Menurut Ahmad dan Idris (1996) udara merupakan sesuatu yang sangat dibutuhkan bagi keberlangsungan hidup makhluk hidup. Udara memiliki berbagai unsur gas yang melindungi atmosfer bumi. (Apriawati dan Agung, 2017) Kualitas udara yang baik dapat berubah apabila konsentrasi zat pencemar meningkat. Zat

pencemar udara ditimbulkan oleh faktor alam seperti letusan gunung berapi dan kebakaran hutan, serta faktor manusia seperti aktivitas transportasi, kegiatan industri, dan sisa buangan rumah tangga (Desvina AP, 2015).

Data *Greenpeace* Indonesia menyebutkan, pada awal tahun 2016 tingkat polusi udara Jakarta sangat mengkhawatirkan yaitu berada pada level 4,5 kali dari ambang batas

yang ditetapkan *World Health Organization (WHO)* dan tiga kali lebih besar dari standar yang ditetapkan pemerintah Indonesia. (<http://metro.sindonews.com> diakses : 26 Agustus 2018)

Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) di Indonesia diatur dalam keputusan menteri negara lingkungan hidup nomor 45 tahun 1997. Parameter ISPU terdiri dari partikulat molekul (PM_{10}), karbon monoksida (CO), sulfur dioksida (SO_2), nitrogen dioksida (NO_2) dan ozon (O_3). (<http://jdih.menlh.go.id> diakses : 17 Mei 2018)

Nitrogen dioksida (NO_2) merupakan gas yang ketika bereaksi dengan air di atmosfer akan membentuk asam nitrat yang berperan dalam terjadinya hujan asam (Alfiah dalam Apriawati dan Agung, 2017). Dampak NO_2 bagi kesehatan tergantung pada tingkat dan lamanya paparan, paparan NO_2 sebesar 50 ppm dapat mengakibatkan batuk, *hemoptisis* (batuk darah), *dispnea* (sesak), dan nyeri dada. Jika terkena paparan NO_2 yang lebih tinggi dari 100 ppm, dapat mengakibatkan *bronkiolitis obliterans* (obstruksi saluran udara kecil di pinggir paru-paru). (Amaliana Annisa dkk, 2016)

Penipisan lapisan ozon (O_3) di stratosfer akan menyebabkan lebih banyak sinar radiasi ultra violet memasuki bumi. Efek utama Radiasi ultra violet pada manusia adalah peningkatan penyakit kanker kulit, pada bidang pertanian sinar ultra violet dapat memusnahkan hasil tanaman, tanaman akan mengalami keterlambatan pertumbuhan bahkan akan cenderung kerdil, radiasi ini juga dapat mematikan mata rantai flora dan fauna (Masithah Itha, 2013).

Dampak negatif dari parameter pencemar udara yang telah dijabarkan diatas sangat berbahaya bagi makhluk hidup di bumi, dengan demikian perlu diadakan penelitian untuk mengetahui model peramalan tingkat pencemaran udara oleh ozon (O_3) dan nitrogen dioksida (NO_2) demi menjaga kualitas udara agar tetap berfungsi sesuai peruntukannya. Data *time series* digunakan untuk meramalkan data O_3 dan NO_2 , salah satu model peramalan yang banyak diterapkan pada data *time series multivariate* yang terkait adalah *Vector Autoregressive (VAR)*.

Sebelumnya penelitian mengenai tingkat pencemaran udara sudah pernah dilakukan oleh Ari Padi Desvina, Maryam Julliana D (2016) dengan judul Pemodelan Pencemaran Udara Menggunakan Metode *Vector Autoregressive (VAR)* di Provinsi Riau, subjek yang diteliti adalah

PM_{10} , curah hujan, radiasi matahari, suhu udara, dan jumlah *hotspot*. Bernadeta Chrisdayanti, Agus Suharsono (2015) dengan judul Peramalan Kandungan *Particulate Matter*(PM_{10}) dalam Udara Ambien Kota Surabaya Menggunakan *Double Seasonal ARIMA (DSARIMA)* subjek yang diteliti adalah kandungan PM_{10} dalam udara ambien di stasiun pemantau SUF 6 dan SUF 7. Sedangkan pada penelitian ini subjek yang diteliti adalah ozon dan nitrogen dioksida dengan menggunakan model *VAR*.

LANDASAN TEORI

Menurut Ahmad dan Idris (1996) komposisi udara normal merupakan campuran dari gas, yang terdiri dari sekitar 78% nitrogen (N), 20% oksigen (O_2), 0,93% argon (Ar), 0,03% karbon dioksida (CO_2), dan sisanya terdiri dari neon (Ne), helium (He), metana (CH_4), dan hidrogen (Hg). (Apriawati dan Agung, 2017)

Menurut Peraturan Menteri Negara Lingkungan Hidup nomor 12 tahun 2010 yang menyatakan bahwa pencemaran udara adalah masuk atau dimasukkannya makhluk hidup, zat, energi dan/atau komponen lain kedalam udara ambien oleh kegiatan manusia sehingga melampaui baku mutu udara yang telah ditetapkan. (<http://jdih.menlh.go.id> diakses : 24 April 2018)

Berdasarkan Keputusan Menteri Negara Lingkungan Hidup nomor 45 tahun 1997 Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) adalah angka yang tidak mempunyai satuan yang menggambarkan kondisi kualitas udara ambien dilokasi dan waktu tertentu berdasarkan kepada dampak terhadap kesehatan manusia, nilai estetika dan makhluk hidup lainnya. (<http://jdih.menlh.go.id> diakses : 17 Mei 2018)

Rentang angka dan kategori Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) menurut keputusan kepala badan pengendalian dampak lingkungan disajikan pada Tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1. Angka dan Kategori ISPU

Indeks	Kategori	Keterangan Warna
0 – 50	Baik	Green
51 – 100	Sedang	Blue
101 – 199	Tidak Sehat	Yellow
200 – 299	Sangat Tidak Sehat	Red
>300	Berbahaya	Black

Sumber : SK Bapedal No.107 tahun 1997

A. Model Vector Autoregressive (VAR)

Model *Vector Autoregressive (VAR)* diperkenalkan oleh Sims, C.A (1980). Merupakan suatu pendekatan peramalan kuantitatif yang biasa diterapkan pada data deret waktu multivariat. Model *VAR* merupakan salah satu model multivariat yang dapat digunakan untuk menjelaskan adanya keterkaitan antar pengamatan (*observasi*) variabel tertentu pada suatu waktu dengan pengamatan pada variabel itu sendiri pada waktu-waktu sebelumnya, dan keterkaitannya dengan pengamatan pada variabel lain pada waktu-waktu sebelumnya. (Prabowo, S.H dan Hardyaningwati 2017)

Model *VAR* dengan orde p yang dinotasikan dengan *VAR*(p) (Lutkepohl Helmut, 2005) dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut:

$$Z_t = \Phi_0 + \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + e_t \quad (1)$$

dimana :

Z_t : Vektor berukuran $n \times 1$ yang mengandung n variabel dalam *VAR* pada waktu t .

Φ_p : Matriks berukuran $n \times n$ yang berisikan koefisien-koefisien dalam *VAR*.

e_t : Vektor acak *error* dengan mean 0 dan matriks varians Σ .

Maka untuk model *VAR* orde 1 sebagai berikut :

$$Z_{1,t} = \phi_{10} + \phi_{11} Z_{1,t-1} + \phi_{12} Z_{2,t-1} + e_{1,t} \quad (2)$$

$$Z_{2,t} = \phi_{20} + \phi_{21} Z_{1,t-1} + \phi_{22} Z_{2,t-1} + e_{2,t} \quad (3)$$

Dalam bentuk matriks menjadi :

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-1} \\ Z_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \end{bmatrix} \quad (4)$$

B. Langkah-Langkah dalam Penggunaan Model VAR

1. Identifikasi Model *Time Series* Multivariat

a. Uji Stasioneritas Data

Pengujian stasioneritas dari suatu data dapat dilakukan dengan pendekripsi menggunakan plot *ACF/PACF* serta Uji *Unit Root Augmented Dickey-fuller (ADF)*.

b. Modifikasi Kestasioneran Data

Jika data tidak stasioner perlu dilakukan modifikasi untuk menghasilkan data yang stasioner. (Lutkepohl Helmut, 2005) Data yang tidak stasioner dalam mean dapat dimodifikasi dengan cara melakukan pembedaan (*differencing*). Sedangkan data yang tidak stasioner dalam varian dengan melakukan transformasi *Box-Cox*.

2. Proses Penentuan Orde Model

Penentuan orde model dapat digunakan plot Fungsi Autokorelasi Parsial (*PACF*) serta dengan uji formal adalah sebagai berikut (Desvina, A.P dan Mariyam Julliana, 2016) :

a). Akaike Information Criterion

$$AIC_{(p)} = \ln \Sigma_{(p)} + \frac{2}{T} pn^2 \quad (5)$$

b). Schwarz Information Criterion

$$SIC_{(p)} = \ln \Sigma_{(p)} + \frac{\ln T}{T} pn^2 \quad (6)$$

c). Hannan-Quinn Information Criterion

$$HQ_{(p)} = \ln \Sigma_{(p)} + \frac{2 \ln \ln T}{T} pn^2 \quad (7)$$

dimana :

T : Jumlah observasi.

p : *Lag* dari variabel.

n : Banyaknya variabel.

$\Sigma_{(p)}$: Determinan matriks varian kovarian *error*.

Dalam penentuan *lag* optimal digunakan jumlah dari *AIC*, *SIC*, dan *HQ* yang paling kecil diantara berbagai *lag* yang diajukan.

3. Uji Kausalitas Granger

Uji Kausalitas Granger atau *Granger Causality Test* adalah metode yang digunakan untuk menganalisis hubungan kausalitas atau sebab akibat antar variabel yang diamati (Juanda Bambang dan Junaidi, 2012).

Adapun model persamaan Kausalitas Granger adalah sebagai berikut :

a). Persamaan *unrestricted*

$$Y_t = \sum_{i=1}^k a_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^k \beta_i X_{t-1} + e_{1t} \quad (8)$$

b). Persamaan *restricted*

$$Y_t = \sum_{i=1}^k a_i Y_{t-i} + e_{2t} \quad (9)$$

Ada atau tidaknya kausalitas dapat diuji melalui uji F_{hitung} . Persamaan untuk F_{hitung} adalah sebagai berikut :

$$F_{hitung} = n - k \frac{RSS_R - RSS_{UR}}{m(RSS_{UR})} \quad (10)$$

dimana :

RSS_R : Nilai jumlah kuadrat *error* pada persamaan *restricted*.

RSS_{UR} : Jumlah kuadrat *error* dalam persamaan *unrestricted*.

n : Banyak observasi.

m : Banyak *lag*.

k : Banyaknya parameter yang diestimasi didalam persamaan *unrestricted*.

4. Estimasi Parameter

Estimasi Ordinary Least Square (*OLS*) merupakan pengembangan dari model regresi linier yang meminimumkan jumlah kesalahan (*error*) kuadrat (Wei, 2006). Estimasi *OLS* untuk parameter β sebagai berikut :

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'Y \quad (11)$$

dengan :

$$X'X = \begin{bmatrix} n & \sum_{t=1}^n Z_{1,t-1} & \sum_{t=1}^n Z_{2,t-1} \\ \sum_{t=1}^n Z_{1,t-1} & \sum_{t=1}^n Z_{1,t-1}^2 & \sum_{t=1}^n Z_{2,t-1} Z_{1,t-1} \\ \sum_{t=1}^n Z_{2,t-1} & \sum_{t=1}^n Z_{1,t-1} Z_{2,t-1} & \sum_{t=1}^n Z_{2,t-1}^2 \end{bmatrix}$$

$$X'Y = \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^n Z_{1,t} \\ \sum_{t=1}^n Z_{1,t} Z_{1,t-1} \\ \sum_{t=1}^n Z_{1,t} Z_{2,t-1} \end{bmatrix}, \quad \hat{\beta} = \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{11} \\ \phi_{12} \end{bmatrix}$$

dimana :

$\hat{\beta}$: Matriks berukuran $m \times 1$ dari parameter yang akan diestimasi.

X : Matriks variabel bebas.

X' : Transpose matriks X .

Y : Matriks variabel terikat.

5. Uji Signifikansi Parameter Model

a). Secara Simultan

Penentuan kriteria pengujian dilakukan melalui stastistik uji :

$$F = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Z}_i - \bar{Z})^2}{p}}{\frac{\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2}{n-p-1}} = \frac{SSR}{SSE} \quad (12)$$

dimana :

SSR : *Sum of square regression*.

SSE : *Sum of square error*.

Dengan ketentuan sebagai berikut :

Jika $F \geq F_{\alpha, (n, n-p-1)}$ artinya semua parameter model secara simultan signifikan.

b). Secara Individual

Penentuan kriteria pengujian dilakukan melalui stastistik uji :

$$t = \frac{\hat{\phi}_k^{(l)}}{\text{standar error}(\hat{\phi}_k^{(l)})} \quad (13)$$

Dengan ketentuan sebagai berikut :

Jika $|t| \geq t_{\alpha, (n-p-1)}$ artinya koefisien parameter pada *lag* waktu ke- k dan *lag* spasial ke- l signifikan dalam model.

6. Verifikasi Model

Dalam data runtun waktu (*time series*) ada asumsi bahwa *error* mengikuti proses *white noise* yang berarti *error* harus independen (tidak berkorelasi).

a). Uji Multivariat *White Noise*/uji *Independensi Error* dengan uji *Ljung-Box*.

Uji statistik *Ljung-Box* adalah sebagai berikut :

$$Q^* = n'(n' + 2) \sum_{t=1}^K (n' - 1)^{-1} r_t^2(\hat{\alpha}) \quad (14)$$

dengan :

$$n' = n - d$$

dimana :

n' : data *time series*.

d : derajat *differencing*.

$r_t(\hat{\alpha})$: Sampel autokorelasi *error* di *lag* 1.

b). Uji Kenormalan Distribusi Error Model dengan menggunakan plot hasil perhitungan nilai jarak kuadrat (d_j^2) serta dengan uji *Jarque-Bera*.

Perhitungan nilai jarak kuadrat (d_j^2) sebagai berikut :

$$d_j^2 = (x_j - \bar{X})' S^{-1} (x_j - \bar{X}) \quad (15)$$

dimana :

x_j : Nilai mutlak *error* model.

S^{-1} : Invers matriks *variance-covariance error* model.

Ketentuan *error* berdistribusi normal multivariat, jika plot nilai-nilai d_j^2 , $j = 1, 2, \dots, n$, cenderung membentuk garis lurus, namun bila cenderung membentuk garis lengkung menunjukkan penyimpangan asumsi-asumsi distribusi normal (Luthkepohl Helmut, 2005).

Secara formal uji kenormalan distribusi error model dengan statistik *Jarque-Bera* adalah sebagai berikut :

$$JB = n \left[\frac{S_k^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24} \right] \quad (16)$$

Dimana :

n : Banyaknya observasi.

S_k : Estimasi kemencengan (*skewness*).

K : Estimasi keruncingan (*kurtosis*).

Dengan :

$$S_k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right)^2} \quad (17)$$

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right)^2} \quad (18)$$

7. Peramalan

Persamaan dari peramalan model VAR(1) adalah :

$$\hat{Z}_{1,t} = \phi_{10} + \phi_{11}\hat{Z}_{1,t-1} + \phi_{12}\hat{Z}_{2,t-1} + \hat{e}_{1,t} \quad (19)$$

$$\hat{Z}_{2,t} = \phi_{20} + \phi_{21}\hat{Z}_{1,t-1} + \phi_{22}\hat{Z}_{2,t-1} + \hat{e}_{2,t}$$

dalam bentuk matriks menjadi :

$$\begin{bmatrix} \hat{Z}_{1,t} \\ \hat{Z}_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} & 0 \\ \phi_{20} & \phi_{21} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ 0 & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{Z}_{1,t-1} \\ \hat{Z}_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{e}_{1,t} \\ \hat{e}_{2,t} \end{bmatrix} \quad (20)$$

Dengan $\hat{Z}_{1,t-1}, \hat{Z}_{2,t-1}$ adalah data terakhir pada data *in sample*.

8. Pengukuran Tingkat Kesalahan Peramalan

MAPE merupakan pengukuran kesalahan nilai dugaan model yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata persentase absolute kesalahan. Kemampuan peramalan sangat baik jika memiliki nilai MAPE kurang dari 10% dan kemampuan peramalan baik jika nilai MAPE kurang dari 20% (Juanda Bambang dan Junaidi, 2012).

Nilai MAPE dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$MAPE = 100 \frac{\sum |\hat{Z}_t - Z_t|}{n} \quad (21)$$

Dimana :

Z_t : Nilai aktual.

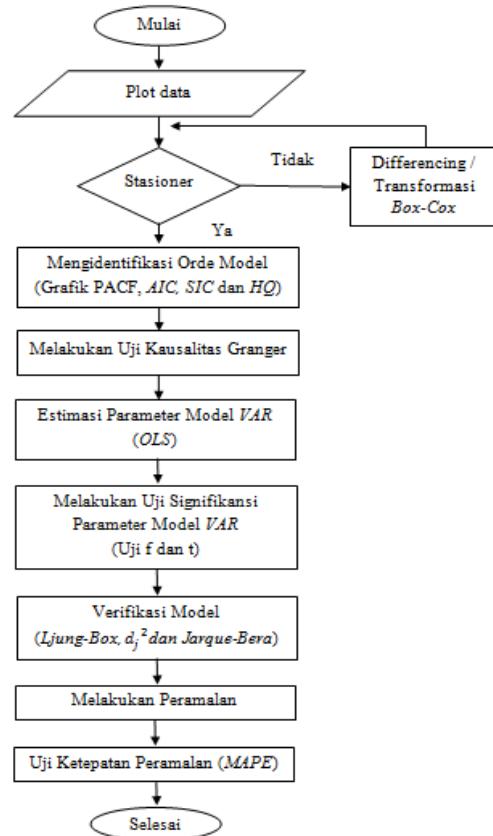
\hat{Z}_t : Nilai Prediksi.

n : Jumlah Observasi.

METODOLOGI PENELITIAN

Objek yang dikaji dalam penelitian ini adalah tingkat pencemaran udara parameter O_3 dan NO_2 . Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder kuantitatif yang diperoleh dari data Dinas Lingkungan Hidup Provinsi DKI Jakarta melalui akses dalam jaringan <http://data.jakarta.go.id/dataset> dan diunduh pada tanggal 12 November 2018 pukul 15.38 WIB. Data yang diambil periode 01 Mei 2018 sampai dengan 31 Agustus 2018.

Menurut Yao dan Tan (2011) pembagian data penelitian yakni 80% untuk data *in sample* dan 20% untuk data *out sample* (Prabowo, S.H dan Hardyaningwati, 2017). Maka data yang digunakan sebanyak 123 data dibagi menjadi data *in sample* sebanyak 98 data dan data *out sample* sebanyak 25 data. data *in sample* untuk estimasi parameter dan verifikasi model serta data *out sample* untuk peramalan. Berikut merupakan tahapan dalam menggunakan metode *Vector Autoregressive* (VAR) :



Gambar 1. Flowchart Membentuk Model Peramalan VAR.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Statistik Deskriptif dan Plot Data Penelitian

Secara statistik deskriptif hasil analisis data tingkat pencemaran udara oleh ozon (O_3) dan nitrogen dioksida (NO_2) di DKI Jakarta disajikan pada Tabel 2 berikut :

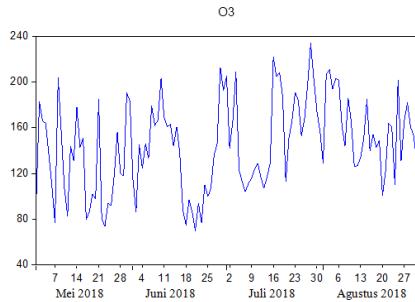
Tabel 2. Statistik Deskriptif Tingkat Pencemaran Udara Oleh O_3 dan NO_2

Nilai	Parameter Pencemar	
	O_3	NO_2
Maksimum	234	33
Minimum	70	5
Mean	144,886	16,244
Median	144	16
Standar Deviasi	39,465	4,601
Jumlah Data	123	123

Sumber : Hasil Pengolahan Microsoft Excel

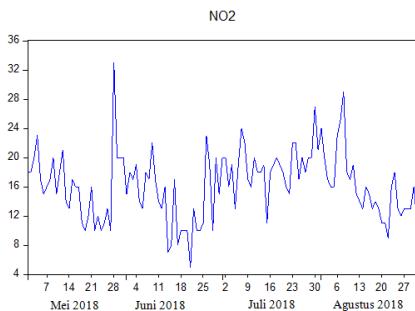
Secara visual plot data tingkat pencemaran udara oleh O_3 dan NO_2 di DKI

Jakarta disajikan pada Gambar 2 dan Gambar 3 berikut :



Sumber : Hasil Pengolahan Software Eviews.

Gambar 2. Plot Data Tingkat Pencemaran Udara oleh O₃.



Sumber : Hasil Pengolahan Software Eviews.

Gambar 3. Plot Data Tingkat Pencemaran Udara oleh NO₂.

Berdasarkan Gambar 2 dan Gambar 3 terlihat grafik pencemaran udara oleh O₃ dan NO₂ di DKI Jakarta memiliki pola variasi fluktuasi kenaikan dan penurunan pada setiap harinya dengan rata-rata serta varians data konstan.

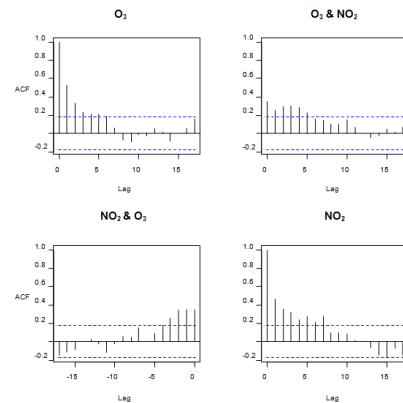
B. Pembentukan Model Peramalan Tingkat Pencemaran Udara oleh Ozon (O₃) dan Nitrogen Dioksida (NO₂) di DKI Jakarta

1. Identifikasi Model

Tahapan identifikasi model terdiri dari uji stasioneritas, penentuan *lag* optimal atau identifikasi orde model dan uji kausalitas granger.

a). Uji stasioneritas

Hasil pengujian stasioneritas data secara visual dengan plot ACF terhadap masing-masing sumber pencemar disajikan pada Gambar 4 berikut :



Sumber : Hasil Pengolahan Software R.

Gambar 4. Plot ACF O₃ dan NO₂ di DKI Jakarta.

Berdasarkan Gambar 4 terlihat plot ACF menunjukkan pola menurun secara signifikan (*tail off*) dimana *lag-lag* pada plot ACF menyusut ke nol secara eksponensial, hal ini mengindikasikan data secara simultan stasioner.

Pengujian secara formal dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil uji ADF disajikan pada Tabel 3 berikut :

Tabel 3. Uji ADF

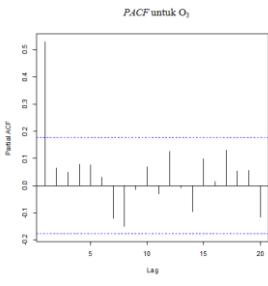
Variabel	ADF	
	F _{hitung}	F _{tabel}
O ₃ dan NO ₂	24,89722	3,07114

Sumber : Hasil Pengolahan Software R.

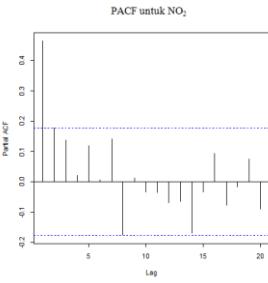
Berdasarkan Tabel 3. terlihat hasil pengujian ADF diperoleh F_{hitung} sebesar 24,89722 nilai tersebut bila dibandingkan dengan nilai F_{tabel} yaitu 3,07114, maka F_{hitung} lebih besar dari pada F_{tabel} artinya data tingkat pencemaran udara oleh O₃ dan NO₂ dari variabel model secara simultan stasioner atau tidak terdapat akar *unit root*.

b). Penentuan *Lag* optimal

Plot PACF tingkat pencemaran udara oleh O₃ dan NO₂ disajikan pada Gambar 5 dan 6 berikut :



Sumber : Hasil Pengolahan Software R
Gambar 5. Plot PACF Parameter Pencemar O₃.



Sumber : Hasil Pengolahan Software R
Gambar 6. Plot PACF Parameter Pencemar NO₂.

Berdasarkan Gambar 5 dan 6 terlihat bahwa karakteristik plot data PACF garis terputus dengan lainnya (*cut off*) pada *lag* pertama, dengan demikian orde model yang sesuai untuk data tingkat pencemaran udara oleh O₃ dan NO₂ adalah *lag* pertama.

Uji formal dengan AIC, SIC, dan HQ. Hasil pengolahan AIC, SIC, dan HQ disajikan pada Tabel 4 berikut:

Tabel 4 Panjang Lag Optimal

Lag	AIC	SIC	HQ
0	15.85976	15.91388	15.88162
1	15.22420	15.38654*	15.28978*
2	15.20411*	15.47467	15.31340
3	15.26300	15.64179	15.41601
4	15.34032	15.82733	15.53703
5	15.40763	16.00287	15.64807

Sumber : Hasil Pengolahan Software Eviews

Berdasarkan pada Tabel 4. Kriteria SIC dan HQ nilai terkecil kandidat *lag* yang diajukan terdapat pada *lag* 1 sedangkan kriteria AIC menyarankan kandidat *lag* 2. Dengan demikian berdasarkan pengujian yang telah dilakukan secara uji formal dengan kriteria AIC, SIC, dan HQ serta secara visual melalui plot PACF

yang telah dilakukan sebelumnya maka *lag* optimal data tingkat pencemaran udara oleh O₃ dan NO₂ adalah *lag* 1.

c). Uji kausalitas granger

Hasil uji kausalitas granger disajikan pada Tabel 5. berikut :

Tabel 5. Uji Kausalitas Granger

Null Hipotesis	Obs	F-Statistik	Prob.
NO ₂ tidak mempengaruhi O ₃	122	0,96923	0,3269
O ₃ tidak mempengaruhi NO ₂		0,63439	0,0112

Sumber : hasil Pengolahan Software Eviews.

Berdasarkan uji kausalitas granger dapat disimpulkan bahwa terjadi hubungan kausalitas satu arah antara tingkat pencemaran udara oleh ozon (O₃) terhadap pengaruh *lag* pada pencemaran oleh nitrogen dioksida (NO₂).

2. Estimasi Parameter

Tahap estimasi model VAR dapat dilakukan dengan melihat *t_{hitung}* dari output VAR, jika $|t| \geq t_{a,(n-p-1)}$ maka diindikasikan koefisien parameter signifikan. Model yang diestimasi dari pemilihan model teridentifikasi dapat dilihat pada Tabel 6. berikut :

Tabel 6. Estimasi Pemilihan Model VAR

No.	Model	Parameter	Estimasi Parameter	<i>t_{hitung}</i>	<i>t_{tabel}</i>	Jumlah Parameter
1.	VAR(1)	C	54,67678	3,59155	1,98525	6
		VAR(1)	0,561063	6,13119	1,98525	
		VAR(1)	0,554070	0,66040	1,98525	
		C	7,469697	4,10633	1,98525	
		VAR(1)	0,026844	2,45496	1,98525	
2.	VAR(2)	VAR(1)	0,316721	3,15927	1,98525	10
		C	40,14148	2,39977	1,98525	
		VAR(1)	0,573056	5,51626	1,98525	
		VAR(2)	-0,040358	-0,37897	1,98525	
		VAR(1)	-0,132919	-0,17434	1,98525	
		VAR(2)	1,776018	2,04865	1,98525	
		C	5,778539	2,82801	1,98525	
		VAR(1)	0,020889	1,64032	1,98525	
3.	VAR(1,1)	VAR(2)	0,008572	0,65891	1,98525	6
		VAR(1)	0,247843	2,31317	1,98525	
		VAR(2)	0,147854	1,39617	1,98525	
		C	0,387545	0,10255	1,98525	
		VAR(1)	-0,199670	-2,01858	1,98525	
		VAR(1)	-1,081017	-1,40581	1,98525	
		C	0,033475	0,07124	1,98525	
4.	VAR(1,2)	VAR(1)	0,008786	0,71430	1,98525	10
		VAR(1)	-0,445143	-4,65553	1,98525	
		C	0,572517	0,15154	1,98525	
		VAR(1)	-0,249525	2,40226	1,98525	
		VAR(2)	-0,181873	-1,80107	1,98525	
		VAR(1)	-1,249034	-1,47690	1,98525	
		VAR(2)	-0,508777	-0,59599	1,98525	
		C	0,000426	0,00094	1,98525	
		VAR(1)	0,006163	0,49217	1,98525	

Sumber : hasil Pengolahan Software Eviews.

Berdasarkan Tabel 6. keempat hasil estimasi parameter model di atas dapat diketahui bahwa model $VAR(1)$ merupakan model terbaik. Model $VAR(1)$ data tingkat pencemaran udara oleh O_3 dan NO_2 sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_{1,t} &= 54,67678 + 0,561063 Z_{1,t-1} + 0,554070 Z_{2,t-1} + e_{1,t} \\ Z_{2,t} &= 7,469697 + 0,026844 Z_{1,t-1} + 0,316721 Z_{2,t-1} + e_{2,t} \end{aligned}$$

Dalam bentuk matriks :

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 54,67678 \\ 7,469697 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,561063 & 0,554070 \\ 0,026844 & 0,316721 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \end{bmatrix}$$

Memastikan bahwa model $VAR(1)$ yang dihasilkan dapat digunakan pada proses peramalan, maka dilakukan pengujian parameter yang telah dihasilkan secara simultan atau bersama-sama serta secara individual untuk masing-masing parameter. Hasil perhitungan pengujian signifikansi parameter model secara simultan disajikan pada Tabel 7. berikut :

Tabel 7. Hasil Perhitungan Statistik Uji F
Koefisien Parameter Model $VAR(1)$

Statistik Uji F	Nilai
F_{hitung}	354,4067
F_{tabel}	1,400866

Sumber : Hasil Pengolahan Software R.

Berdasarkan Tabel 7. diperoleh hasil pengujian signifikansi parameter secara serentak dengan nilai F_{hitung} (354,4067) lebih besar dibandingkan dengan nilai F_{tabel} (1,400866) artinya semua parameter model signifikan secara simultan. Hasil perhitungan uji signifikansi parameter model secara individual disajikan pada Tabel 8. sebagai berikut :

Tabel 8. Hasil Perhitungan Statistik Uji t
Koefisien Parameter Model $VAR(1)$

Parameter	Koefisien	t_{hitung}	t_{tabel}
ϕ_{10}	54,67678	3,59155	1,98525
ϕ_{11}	0,561063	6,13119	1,98525
ϕ_{12}	0,554070	0,66040	1,98525
ϕ_{20}	7,469697	4,10633	1,98525
ϕ_{21}	0,026844	2,45496	1,98525
ϕ_{22}	0,316721	3,15927	1,98525

Sumber : Hasil Pengolahan Software Eviews.

Berdasarkan Tabel 8. terlihat hasil pengujian signifikansi parameter model $\phi_{10}, \phi_{11}, \phi_{20}, \phi_{21}$, dan ϕ_{22} secara individual telah signifikan dalam model sedangkan untuk parameter ϕ_{12} tidak signifikan dalam model. Namun untuk melakukan peramalan tingkat pencemaran udara oleh O_3 dan NO_2 dari model

$VAR(1)$ tetap menggunakan semua parameter tersebut dikarenakan secara simultan parameter telah signifikan dalam model.

3. Verifikasi Model

- a). Uji Independensi *Error* atau *White Noise*
Hasil perhitungan uji *Ljung-Box* disajikan pada Tabel 9. berikut :

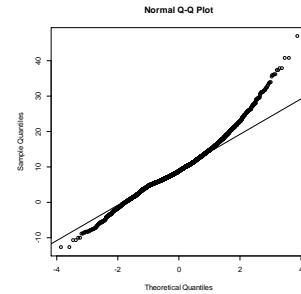
Tabel 9. Uji Multivariat *White Noise/Uji Independensi error*

Variabel	Uji <i>Ljung-Box</i>	
	Q	$\chi^2_{[a=5\%]}$
O_3	0,003475	5,99146
NO_2	7,556275	5,99146

Sumber : Hasil Pengolahan Software R.

Berdasarkan Tabel 9. terlihat hasil pengujian uji *independensi error* dengan *Ljung-Box* untuk parameter pencemar oleh O_3 diperoleh maka nilai Q lebih kecil dari nilai *chi-square* tabel artinya *error* model memenuhi proses random atau tidak berkorelasi, sedangkan untuk parameter pencemar NO_2 diperoleh nilai Q lebih besar dari nilai *chi-square* tabel artinya *error* model tidak memenuhi proses random atau berkorelasi.

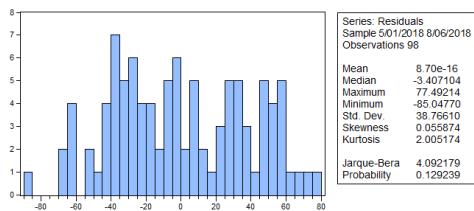
- b). Uji Kenormalan Distribusi *Error Model*
Hasil olah data plot nilai jarak kuadrat (d_j^2) disajikan pada Gambar 7. sebagai berikut :



Sumber : Hasil Pengolahan Software R.

Gambar 7. Plot Hasil Perhitungan Nilai Jarak Kuadrat (d_j^2)

Berdasarkan Gambar 7. terlihat bahwa plot nilai jarak kuadrat cenderung membentuk garis lurus, artinya *error* model berdistribusi multivariat normal. Secara uji formal hasil perhitungan uji *Jarque-Bera* disajikan pada Gambar 8. berikut :



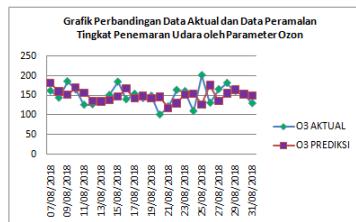
Sumber : Hasil Pengolahan Software Eviews.

Gambar 8. Uji Kenormalan Distribusi Error

Berdasarkan Gambar 8. terlihat bahwa hasil pengujian normalitas distribusi *error* dengan uji *Jarque Berra* nilai *JB* lebih kecil dari pada nilai *chi-square* tabel, dan nilai *probability* lebih besar dari α 5% artinya *Error* model berdistribusi multivariat normal.

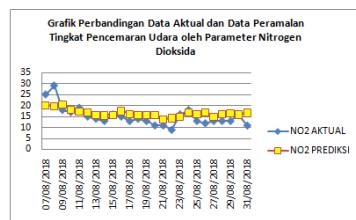
3. Peramalan

Hasil grafik plot data perbandingan data aktual dengan hasil data peramalan disajikan pada Gambar 9. dan 10 berikut :



Sumber : Hasil Pengolahan Program Ms.Excel.

Gambar 9. Perbandingan Data Aktual dengan Data Peramalan oleh O₃



Sumber : Hasil Pengolahan Program Ms.Excel.

Gambar 10. Perbandingan Data Aktual dengan Data Peramalan oleh NO₂

Berdasarkan Gambar 9. dan Gambar 10 terlihat bahwa hasil peramalan tingkat pencemaran udara oleh parameter Nitrogen Dioksida dengan model *VAR(1)* secara visual data peramalan bergerak mengikuti kearah data aktual. Dengan demikian secara visual kemampuan peramalan cukup baik.

Hasil perhitungan persentase penyimpangan data aktual dengan data peramalan disajikan pada Tabel 10 sebagai berikut :

Tabel 10 Hasil Nilai *MAPE*

Variabel	Nilai <i>MAPE</i>	Keterangan
O ₃	15,06813	
NO ₂	20,78253	
Model <i>VAR(1)</i>	17,92533	<i>Mean MAPE</i>

Sumber : Hasil Pengolahan Software R.

Berdasarkan Tabel 10 terlihat bahwa nilai rata-rata *MAPE* model *VAR* diperoleh sebesar 17,92533% artinya kemampuan peramalan model *VAR(1)* data tingkat pencemaran udara oleh O₃ dan NO₂ di DKI Jakarta adalah baik, sehingga model *VAR(1)* yang telah terbentuk layak untuk meramalkan secara harian tingkat pencemaran udara dengan parameter pencemar O₃ dan NO₂ di DKI Jakarta.

KESIMPULAN

Data tingkat pencemaran udara oleh O₃ dan NO₂ menunjukkan terdapat hubungan kausalitas satu arah antara tingkat pencemaran udara oleh O₃ terhadap NO₂. Artinya jika tingkat pencemaran udara oleh O₃ meningkat maka dapat menyebabkan peningkatan pencemaran udara oleh NO₂.

Model *VAR(1)* merupakan model terbaik tingkat pencemaran udara oleh O₃ dan NO₂. Adapun model *VAR(1)* yang terbentuk adalah :

$$O3_t = 54,67678 + 0,561063 O3_{t-1} + 0,554070 NO2_{t-1}$$

$$NO2_t = 7,469697 + 0,026844 O3_{t-1} + 0,316721 NO2_{t-1}$$

Dalam bentuk matriks :

$$O3_t = \begin{bmatrix} 54,67678 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,561063 & 0,554070 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} O3_{t-1} \\ NO2_{t-1} \end{bmatrix}$$

Angka rata-rata ISPU hasil data peramalan tingkat pencemaran udara oleh O₃ sebesar 149,051 menunjukkan kategori tidak sehat. Angka rata-rata ISPU parameter pencemar O₃ tersebut jika dirubah kedalam konsentrasi udara ambien menjadi sebesar 315,934 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, hal ini menunjukkan bahwa konsentrasi ozon telah melewati batas baku mutu yang dizinkan yaitu tidak lebih dari 235 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ untuk waktu pengukuran 1 jam. Sedangkan angka rata-rata ISPU hasil data peramalan tingkat pencemaran udara oleh NO₂ sebesar 16,5 menunjukkan kategori baik. Angka rata-rata rentang ISPU parameter pencemar NO₂ tersebut tidak dapat dirubah kedalam konsentrasi udara ambien karena tidak ada indeks yang dapat dilaporkan pada konsentrasi rendah dengan jangka pemaparan yang pendek.

DAFTAR PUSTAKA

- Amaliana Annisa, dkk. 2016. "Analisis Risiko Kesehatan Lingkungan Paparan Nitrogen Dioksida (NO₂) Pada Pedagang Kaki Lima di Terminal Pologadung Jakarta Timur", *Jurnal Kesehatan Masyarakat*, Vol.04, No.04. (diunduh 07 Juli 2018 pada <https://media.neliti.com>).
- Apriawati Eka dan Agung Abadi Kiswandono. 2017. "Kajian Indeks Standar Polusi Udara (ISPU) Nitrogen Dioksida (NO₂) di Tiga Lokasi Kota Bandar Lampung", *Analytical and Environmental Chemistry*, Vol. 2, No.1. (diunduh 02 Agustus 2018 pada <http://repository.ippm.unila.ac.id>).
- Desvina, A.P. 2015. "Peramalan Pencemaran Udara oleh *Particulate Matter* (PM10) di Pekanbaru dengan Metode Box-Jenkins". *Prosiding Semirata 2015 bidang MIPA BKS-PTN Barat*. (diunduh 15 Mei 2018 pada <http://jurnal.untan.ac.id>).
- Desvina, A.P dan Mariyam Julliana, D. 2016. "Pemodelan Pencemaran Udara Menggunakan Metode *Vector Autoregressive (VAR)* di Provinsi Riau". *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, Vol.13, No.2. (diunduh 06 April 2018 pada <http://ejournal.uin-suska.ac.id>).
- Juanda Bambang dan Junaidi. 2012. *Ekometrika Deret Waktu*. Bogor: IPB Press.
- Keputusan menteri negara lingkungan hidup nomor 45 tahun 1997 tentang Indeks Standar Pencemaran Udara (diunduh 17 Mei 2018 pada <http://jdih.menlh.go.id>).
- Lutkepohl Helmut. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin Heidelberg. New York Springer.
- Masithah Itha. 2013. "Menipisnya Lapisan Ozon", *jurnal menipisnya lapisan ozon*. (diunduh 08 Mei 2018 pada <https://ithamasithah25.files.wordpress.com>).
- Peraturan Menteri Negara Lingkungan Hidup nomor 12 tahun 2010 tentang pelaksanaan pengendalian pencemaran udara di daerah (diunduh 24 April 2018 pada <http://jdih.menlh.go.id>).
- Keputusan kepala Badan Pengendalian Dampak Lingkungan nomor 107 tahun 1997 tentang pedoman teknis perhitungan dan pelaporan serta informasi Indeks Standar Pencemaran Udara (diunduh 17 Mei 2018 pada <http://jdih.menlh.go.id>).
- Prabowo, Soekardi Hadi dan Hardyaningwati. 2017. "Pemodelan *Vector Autoregressive* pada Peramalan Kadar Beban Cemaran COD di Sungai Citarum Menggunakan R" (diunduh 11 Agustus 2018 pada <https://e-journal.jurwidiyakop3.com>).
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Method*. Canada Addison Wesley Publishing Co.