

***VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS* UNTUK PERAMALAN  
INDEKS STANDAR PENCEMARAN UDARA PROVINSI DKI JAKARTA**

**(Skripsi)**

Oleh  
**FARICHA SALSABILA AZZAHRA**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2022**

## **ABSTRACT**

### **VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS TO FORECASTING AIR POLLUTION STANDARD INDEX OF DKI JAKARTA PROVINCE**

**OLEH**

**FARICHA SALSABILA AZZAHRA**

Vector Autoregressive Exogenous (VARX) is a multivariate time series data model for modeling interconnected endogenous variables and there are exogenous variables that affect endogenous variables. The data used in VARX is data stationary, if the data is not stationary, differencing is done. This study aims to obtain the best model and to forecast the standard index of air pollution using VARX with endogenous variables Ozone and Particulate and exogenous variables Carbon monoxide and Nitrogen dioxide. The results obtained are the best model based on the smallest AIC, namely VARX (2 2), then predict through the best model.

Keywords: *VARX, Stationary, Endogenous, Exogenous, AIC*

## **ABSTRAK**

### **VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS UNTUK PERAMALAN INDEKS STANDAR PENCEMARAN UDARA PROVINSI DKI JAKARTA**

**OLEH**

**FARICHA SALSABILA AZZAHRA**

Vector Autoregressive Exogenous (VARX) adalah model data deret waktu multivariate untuk memodelkan variabel endogen yang saling berhubungan dan terdapat variabel eksogen yang mempengaruhi variabel endogen. Data yang digunakan adalah data yang stasioner, jika data tidak stasioner dilakukan differencing. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model terbaik dan untuk meramalkan indeks standar pencemaran udara menggunakan VARX dengan variabel endogen Ozon dan Partikulat serta variabel eksogen Karbon monoksida dan Nitrogen dioksida. Hasil yang di dapat yaitu model terbaik berdasarkan AIC terkecil yaitu VARX (2 2), selanjutnya meramalkan melalui model terbaik.

**Kata kunci: VARX, Stasioner, Endogen, Eksogen, AIC**

***VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS* UNTUK PERAMALAN  
INDEKS STANDAR PENCEMARAN UDARA PROVINSI DKI JAKARTA**

Oleh  
**FARICHA SALSABILA AZZAHRA**  
**1817031024**

**Skripsi**

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar  
SARJANA MATEMATIKA**

**Pada**

**Jurusan Matematika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Lampung**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2022**

Judul Skripsi : **VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS  
UNTUK PERAMALAN INDEKS STANDAR  
PENCEMARAN UDARA PRVONSI DKI  
JAKARTA**

Nama Mahasiswa : **Faricha Salsabila Azzahra**

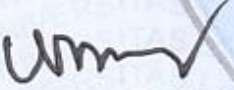
NPM : 1817031024

Jurusan : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

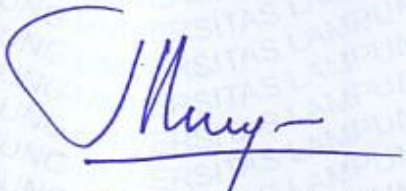


1. Komisi Pembimbing

  
**Ir. Warsono, M.S., Ph.D.**  
NIP. 19630216 198703 1 003

  
**Prof. Dr. La Zakaria, S.Si., M.Sc.**  
NIP. 19690213 199402 1 001

2. Ketua Jurusan Matematika

  
**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP. 19740316 200501 1 001



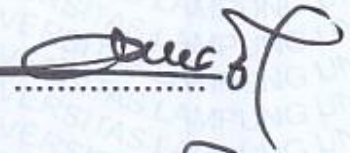
MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

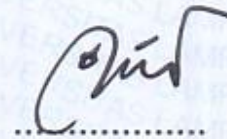
Ketua : Ir. Warosono, M.S., Ph.D.



Sekretaris : Prof. Dr. La Zakaria, S.Si., M.Sc.



Penguji  
Bukan Pembimbing : Drs. Eri Setiawan, M.Si.



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng Suripto Dwi Yuwono, S.Si., M.T.  
NIP. 19740705 200003 1 001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 17 Juni 2022

## PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Faricha Salsabila Azzahra**  
Nomor Pokok Mahasiswa : **1817031024**  
Jurusan : **Matematika**  
Judul Skripsi : ***Vector Autoregressive Exogenous* untuk  
Peramalan Indeks Standar Pencemaran Udara  
Provinsi DKI Jakarta**

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, Juni 2022

Yang menyatakan,



**Faricha Salsabila Azzahra**

## **RIWAYAT HIDUP**

Faricha Salsabila Azzahra, dilahirkan di Bandar Lampung pada tanggal 20 Maret 2000. Penulis merupakan anak pertama dari Ayah Abdul Wahid dan Ibu Haryanti, serta kakak dari Amalya Almira Azzahra dan Syabita Salwa Azzahra.

Penulis memulai pendidikan di Taman Kanak-Kanak (TK) Swasta Tamansiswa Teluk Betung dan lulus tahun 2006, melanjutkan ke Sekolah Dasar (SD) Swasta Tamansiswa Teluk Betung dan lulus tahun 2012, kemudian melanjutkan ke Sekolah Menengah Pertama (SMP) Negeri 23 Bandar Lampung dan lulus tahun 2015, setelah itu melanjutkan ke Sekolah Menengah Atas (SMA) Negeri 2 Bandar Lampung dan lulus tahun 2018.

Kemudian pada tahun 2018, penulis diterima sebagai mahasiswa (S1) Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur SNMPTN. Selama menjadi mahasiswa, penulis bergabung dalam organisasi Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) sebagai anggota kesekretariatan periode 2020. Pada tahun 2021 bulan Januari-Februari, penulis melakukan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Kelurahan Sumur Putri Kecamatan Teluk Betung Selatan Bandar Lampung dan pada bulan Juli-Agustus, penulis melakukan Kerja Praktik (KP) di Badan Pendapatan Daerah Provinsi Lampung.



## **KATA INSPIRASI**

*“Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan, maka apabila kamu telah selesai (dari suatu urusan) kerjakanlah dengan sungguh-sungguh (urusan) yang lain.”*

**(QS. Al Insiroh: 6-7)**

*“Sesungguhnya allah tidak akan mengubah nasib suatu kaum sebelum mereka mengubah diri mereka sendiri.”*

**(QS. Al Ra’d:11)**

*“Waktu bagaikan pedang. Jika engkau tidak memanfaatkannya dengan baik (untuk memotong), maka ia akan memanfaatkanmu (dipotong).”*

**(HR. Muslim)**

*“Ketahuilah bahwa kemenangan bersama kesabaran, kelapangan bersama kesempatan, dan kesulitan bersama kemudahan.”*

**(HR. Tirmidzi)**

## **PERSEMBAHAN**

Dengan mengucapkan Alhamdulillah atas rasa syukur kepada Allah SWT, sebuah karya sederhana namun penuh perjuangan kupersembahkan skripsi ini kepada:

### **Kedua Orang Tua Tercinta Ayah Abdul Wahid dan Ibu Haryanti**

Terimakasih Ayah dan Ibu yang telah berjuang memberi dukungan moral dan materi serta selalu mendo'akan keberhasilanku.

### **Adik Tercinta Amalya Almira Azzahra dan Syabita Salwa Azzahra**

Terimakasih telah mendo'akan, memberi semangat, dukungan, serta motivasi.

### **Teman dan Sahabat**

Terimakasih telah memberikan bantuan, dukungan, dan selalu ada saat suka maupun duka.

### **Almamaterku Tercinta**

**Universitas Lampung**

## SANWACANA

Segala puji bagi Allah SWT, yang telah memberikan rahmat dan hidayah-nya, shalawat dan salam senantiasa selalu tucurahkan kepada Nabi Muhammad SAW, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi dengan judul “***Vector Autoregressive Exogenous* untuk Peramalan Indeks Standar Pencemaran Udara Provinsi DKI Jakarta**” sebagai persyaratan guna mendapatkan gelar sarjana Matematika di Universitas Lampung.

Dalam penyusunan skripsi ini banyak pihak yang telah membantu penulis, untuk itu penulis mengucapkan terimakasih kepada :

1. Bapak Ir. Warsono, M.S., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing satu yang telah memberikan bimbingan, arahan, kritik serta nasihat yang sangat membantu bagi penulis dalam penulisan skripsi.
2. Bapak Prof. Dr. La Zakaria, S.Si., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing kedua yang telah memberikan bimbingan, arahan, kritik serta nasihat yang sangat membantu bagi penulis dalam penulisan skripsi.
3. Bapak Drs. Eri Setiawan, M.Si., selaku Dosen Penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun dalam penulisan skripsi.
4. Bapak Subian Saidi, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing akademik yang selalu memberi arahan, nasihat dan meluangkan waktunya kepada penulis selama proses perkuliahan.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Eng. Suropto Dwi Yuwono, S.Si., M.T., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung
7. Seluruh dosen, staf, dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam yang telah memberikan bantuan kepada penulis.

8. Kelurargaku tercinta, terutama Ayah, Ibu dan adik tercinta yang menjadi motivasi terbesar dalam hidup, selalu mendukung dan mendoakan apapun yang di cita-citakan.
9. Sahabat seperjuanganku tersayang sejak awal hingga sekarang, Shabrina, Shofiyyah, Lutfia, Nadya, Mutia, Nanda, dan Zahwa yang telah memberikan semangat dan motivasi.
10. Sahabatku Oky Erpiyan yang selalu memberikan semangat doa dan dukungan dalam pembuatan skripsi dari awal hingga akhir.
11. Teman-teman satu pembimbing, Lutfia, Nanda, Amel, Vivo, Intan, Zamhara, Amelia, Reajeng, Ranti, Juliana, Naufal, Rafid, Robby, dan Syahrul yang telah memberikan semangat dan motivasi.
12. Teman-teman seperjuangan, Maydia, Virda, Sofa, Anggel, dan Matematika Angkatan 2018. Terima kasih atas keakraban dan kebersamaan selama ini.
13. Semua pihak yang telah membantu dan tak mungkin satu per satu dapat penulis tuliskan.

Penulis sangat menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih banyak terdapat kesalahan dan kekurangan sehingga jauh dari ukuran kesempurnaan. Penulis berharap semoga skripsi ini bermanfaat, khususnya bagi penulis dan bagi pembaca pada umumnya.

Bandar Lampung, Juni 2022  
Penulis,

Faricha Salsabila Azzahra

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xv
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xvi
<b>I. PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah .....	1
1.2 Tujuan Penelitian .....	2
1.3 Manfaat Penelitian .....	2
<b>II. TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	3
2.1 Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) .....	3
2.2 Analisis Deret Waktu .....	4
2.3 Analisis Deret Waktu Multivariate .....	5
2.4 Model <i>Autoregressive</i> (AR) .....	5
2.5 Model <i>Vector Autoregressive</i> (VAR) .....	6
2.6 Model <i>Vector Autoregressive Exogenous</i> (VARX) .....	6
2.7 Estimasi Parameter <i>Vector Autoregressive Exogenous</i> (VARX) .....	7
2.8 Stasioneritas .....	8
2.9 Pembedaan ( <i>Differencing</i> ) .....	9
2.10 Uji Kausalitas <i>Granger</i> .....	10
2.11 Panjang <i>Lag Optimum</i> .....	11
2.12 Uji Signifikansi Parameter .....	11
2.13 Uji Normalitas <i>Residual</i> .....	12
2.14 Uji <i>White Noise</i> .....	13
2.15 Peramalan ( <i>Forecasting</i> ) .....	14
2.16 <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE) .....	15
<b>III. METODE PENELITIAN</b> .....	17
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian .....	17
3.2 Data Penelitian .....	17
3.3 Metode Penelitian .....	17
<b>IV. HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	19
4.1 Uji Stasioneritas Data .....	19
4.2 Uji Kausalitas <i>Granger</i> .....	24
4.3 Panjang <i>Lag Optimum</i> .....	26
4.4 Pemilihan Model VARX Terbaik .....	26



4.5	Estimasi Model VARX .....	27
4.6	Uji Signifikansi Parameter .....	27
4.7	Uji Normalitas <i>Residual</i> .....	28
4.8	Uji <i>White Noise</i> .....	28
4.9	Peramalan .....	29
<b>V.</b>	<b>KESIMPULAN</b> .....	37
	<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	38
	<b>LAMPIRAN</b> .....	41

## DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. <i>Output uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) Ozon</i> .....	19
2. <i>Output uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) Partikulat</i> .....	20
3. <i>Output uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) Karbon monoksida</i> .....	21
4. <i>Output uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) Nitrogen dioksida</i> .....	22
5. <i>Output uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) diff Nitrogen dioksida</i> .....	23
6. <i>Output uji kausalitas granger Ozon</i> .....	24
7. <i>Output uji kausalitas granger Partikulat</i> .....	24
8. <i>Output uji kausalitas granger Karbon monoksida</i> .....	25
9. <i>Output uji kausalitas granger Nitrogen dioksida</i> .....	25
10. <i>Lag optimum</i> .....	26
11. Model VARX.....	26
12. Estimasi model VARX .....	27
13. Uji signifikansi parameter .....	27
14. Uji normalitas <i>residual</i> .....	28
15. Uji <i>white noise</i> .....	28
16. Hasil Peramalan ISPU variabel Ozon dan Partikulat.....	29
17. Data Hasil Pengukuran ISPU .....	42
18. Data <i>differencing</i> Nitrogen dioksida.....	50
19. Data <i>residual</i> .....	62

## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Plot sebaran data ISPU (Ozon) terhadap waktu.....	19
2. Plot sebaran data ISPU (Partikulat) terhadap waktu.....	20
3. Plot sebaran data ISPU (Karbon monoksida) terhadap waktu.....	21
4. Plot sebaran data ISPU (Nitrogen dioksida) terhadap waktu.....	22
5. Plot sebaran data ISPU ( <i>diff</i> Nitrogen dioksida) terhadap waktu .....	23
6. Plot data ISPU (Ozon) lampiran Tabel 17 (garis berwarna hitam) dan data ISPU (Ozon) ramalan (garis berwarna merah) .....	35
7. Plot data ISPU (Partikulat) lampiran Tabel 17 (garis berwarna hitam) dan data ISPU (Partikulat) ramalan (garis berwarna merah).....	36

## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang dan Masalah

Salah satu sumber utama pencemaran udara adalah penggunaan kendaraan bermotor yang tidak taat aturan penggunaan bahan bakar, yang menyebabkan penurunan kualitas udara terhadap aktivitas dan kelangsungan hidup penduduk setempat. Pencemaran udara adalah pencemaran dari aktivitas manusia seperti pencemaran pabrik, kendaraan bermotor, pembakaran sampah, limbah pertanian dan fenomena alam seperti kebakaran hutan, letusan gunung berapi, pelepasan debu, gas dan awan panas.

Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) merupakan tolak ukur untuk menyelidiki tingkatan pencemaran udara pada suatu tempat. ISPU memberikan informasi yang konsisten tentang kualitas udara pada waktu dan tempat tertentu serta memfasilitasi upaya pengendalian pencemaran udara. Faktor yang mempengaruhi ISPU diantaranya adalah Ozon ( $O_3$ ), *Particulate Matter* ( $PM_{10}$ ), Karbon monoksida (CO), dan Nitrogen dioksida ( $NO_2$ ).

Peramalan (*forecasting*) adalah suatu teknik untuk memprediksi nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu maupun masa kini (Nurfadilah dkk, 2018). Peramalan ISPU memiliki fungsi penting sebagai salah satu acuan untuk membantu pemerintah terhadap upaya pengendalian pencemaran udara baik dalam jangka pendek maupun dalam jangka panjang. Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah variabel endogen (faktor yang mempengaruhi suatu sistem dari dalam) dan variabel eksogen (faktor yang mempengaruhi suatu sistem dari luar). Untuk mengetahui Ozon ( $O_3$ ) dan *Particulate Matter* ( $PM_{10}$ ) sebagai variabel endogen dan Karbon

monoksida (CO) dan Nitrogen dioksida (NO<sub>2</sub>) sebagai variabel eksogen di masa yang akan datang digunakan metode *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX). Metode VARX adalah pengembangan dari metode *Vector Autoregressive* (VAR). Metode VARX merupakan metode analisis data deret waktu multivariate yang dapat digunakan untuk meramalkan data dan hubungan timbal balik antar variabel.

Informasi tentang pencemaran udara suatu tempat sebagaimana dikemukakan dalam bagian sebelumnya perlu diketahui agar dapat diantisipasi permasalahan yang ada sebagai akibat pencemaran udara tersebut. Salah satu upaya untuk mengetahui tingkat pencemaran udara di masa depan dapat menggunakan teknik peramalan Indeks Standar Pencemaran Udara dengan konsep statistika. Penelitian yang dilakukan adalah *Vector Autoregressive Exogenous* untuk meramalkan Indeks Standar Pencemaran Udara dengan studi kasus Provinsi DKI Jakarta.

## **1.2 Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian ini adalah memperoleh model terbaik untuk meramalkan Indeks Standar Pencemaran Udara dan meramalkan Indeks Standar Pencemaran Udara beberapa periode yang akan datang menggunakan model *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX) dengan studi kasus Provinsi DKI Jakarta.

## **1.3 Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah sebuah model terbaik untuk meramalkan Indeks Standar Pencemaran Udara di Provinsi DKI Jakarta dan selain itu hasil penelitian ini dapat dijadikan dasar penelitian lanjutan berkenaan dengan kualitas udara terhadap aktivitas dan kelangsungan hidup manusia.



## II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU)

Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) adalah informasi berupa angka dan tidak memiliki satuan yang menggambarkan bagaimana kondisi kualitas udara yang berada pada suatu tempat dan waktu tertentu berdasarkan bagaimana pengaruhnya terhadap kesehatan makhluk hidup dan untuk memudahkan upaya pengendalian pencemaran udara. Variabel ISPU meliputi *Particulate Matter* (PM<sub>10</sub>), Karbon monoksida (CO), Ozon (O<sub>3</sub>), dan Nitrogen dioksida (NO<sub>2</sub>).

Kategori dan rentang kualitas udara pada ISPU adalah sebagai berikut:

1. Baik dengan rentang 0-50  
Tingkat kualitas udara yang tidak memberikan pengaruh terhadap kesehatan manusia, hewan, dan tumbuhan.
2. Sedang dengan rentang 51-100  
Tingkat kualitas udara yang tidak memberikan pengaruh terhadap kesehatan manusia dan hewan, tetapi berpengaruh terhadap tumbuhan.
3. Tidak sehat dengan rentang 101-199  
Tingkat kualitas udara yang bersifat merugikan bagi manusia, hewan, dan dapat menimbulkan kerusakan pada tumbuhan.
4. Sangat tidak sehat dengan rentang 200-299  
Tingkat kualitas udara yang bersifat merugikan kesehatan pada sejumlah segmen populasi yang terpapar.
5. Berbahaya dengan rentang 300-lebih  
Tingkat kualitas udara yang bersifat berbahaya dan merugikan kesehatan yang serius pada populasi (Insani & Darlianti, 2019).

Pencemaran yang berasal dari pembakaran pada suhu tinggi, terutama pembakaran bahan bakar (gas, minyak bumi, solar, dan bahan organik) dan kebakaran hutan (wujud polutan dalam bentuk asap) dapat menimbulkan terbentuknya Karbon monoksida (CO) dan Nitrogen dioksida (NO<sub>2</sub>). Menurut Sulistiyono dkk. (2019), Karbon monoksida (CO) sangat berpengaruh terhadap pembentukan Ozon (O<sub>3</sub>) melalui proses fotokimia (reaksi kimia yang diinduksi oleh sinar secara langsung maupun tidak langsung). Menurut Tampubolon & Boedisantoso (2016), sumber pencemaran terbesar Karbon monoksida (CO) adalah kebakaran hutan yang sangat besar, kebakaran hutan akan menimbulkan banyaknya *Particulate Matter* (PM<sub>10</sub>) di udara. Menurut Rahim & Camin (2018), Nitrogen dioksida (NO<sub>2</sub>) yang berasal dari pembakaran bahan bakar yang berlebihan dapat menjadi sumber polutan yang dapat terbentuknya Ozon (O<sub>3</sub>) dan *Particulate Matter* (PM<sub>10</sub>). Oleh karena itu Karbon monoksida (CO) dan Nitrogen dioksida (NO<sub>2</sub>) sangat mempengaruhi terbentuknya Ozon (O<sub>3</sub>) dan *Particulate Matter* (PM<sub>10</sub>).

## 2.2 Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu merupakan pengamatan yang dibangun secara berurutan dari waktu ke waktu. Analisis ini dilakukan untuk mendapatkan pola data deret waktu dengan menggunakan pengamatan sebelumnya untuk memprediksi suatu nilai di masa yang akan datang. Analisis deret waktu pada dasarnya digunakan untuk melakukan analisis data yang memperhitungkan pengaruh waktu. Data deret waktu dikumpulkan secara teratur dalam urutan waktu, baik dalam jam, hari, minggu, bulan atau tahun. Langkah untuk menentukan metode peramalan data deret waktu yang tepat adalah mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut dapat di uji. Pola data deret waktu dibagi menjadi empat, yaitu pola acak, pola tren, pola musiman, dan pola siklis (Maulana, 2018).

### 2.3 Analisis Deret Waktu Multivariate

Analisis deret waktu multivariate mempertimbangkan beberapa deret waktu secara bersamaan. Ini adalah cabang dari analisis statistik multivariate, tetapi secara khusus berurusan dengan data yang saling berkaitan. Memahami hubungan antara faktor-faktor dan memberikan prediksi yang akurat dari variabel yang diperhitungkan sangat berharga dalam pengambilan keputusan. Tujuan dari analisis deret waktu multivariate adalah menyelidiki hubungan dinamis antara variabel dan meningkatkan akurasi peramalan (Tsay, 2014).

### 2.4 Model *Autoregressive* (AR)

Model *Autoregressive* (AR) merupakan model stokastik yang sangat bermanfaat dalam mempresentasikan suatu proses yang terjadi pada data deret waktu. Model AR adalah suatu observasi yang dinyatakan sebagai fungsi linear pada waktu saat ini terhadap waktu sebelumnya. Model AR digunakan untuk menganalisa masalah bagian linear dan tidak dapat memahami struktur data nonlinear (Hikmah dkk., 2018).

Menurut Montgomery *et al.* (2015), bentuk umum model AR dengan orde  $p$  adalah sebagai berikut:

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

atau

$$\Phi(B)y_t = \delta + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

dengan:

$\Phi(B)$  = parameter *Autoregressive* (AR)

$y_t$  = nilai variabel respon pada waktu ke- $t$

$\delta$  = *intercept*

$\varepsilon_t$  = nilai kesalahan pada waktu ke- $t$

## 2.5 Model *Vector Autoregressive* (VAR)

Model *Vector Autoregressive* (VAR) adalah suatu sistem persamaan yang dimana setiap variabel sebagai fungsi linear dari konstanta dan nilai *lag* variabel itu sendiri serta nilai *lag* variabel lain yang ada di dalam model. Semua variabel yang ada pada model VAR adalah variabel endogen (Desviana & Ratnawati, 2014).

Menurut Lütkepohl (2005), bentuk umum model VAR adalah sebagai berikut:

$$y_t = a + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

dengan:

$y_t, y_{t-i}$  = vektor berukuran  $m \times l$  berisi  $m$  variabel endogen pada waktu  $t$  dan  $t - i$ , dimana  $i = 1, 2, \dots, p$

$a$  = vektor berukuran  $m \times l$  berisi konstanta

$\phi_i$  = matriks parameter variabel endogen berukuran  $m \times m$  untuk setiap  $i = 1, 2, \dots, p$

$\varepsilon_t$  = nilai kesalahan pada waktu ke- $t$

## 2.6 Model *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX)

Menurut Rosyidah dkk. (2017), model *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX) adalah model deret waktu untuk memodelkan beberapa variabel endogen yang saling berhubungan dan dipengaruhi waktu sebelumnya dan terdapat variabel eksogen yang mempengaruhi variabel endogen.

Menurut Ocampo & Rodriguez (2012), bentuk umum model VARX adalah sebagai berikut:

$$y_t = a + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 x_{t-1} + \dots + \theta_q x_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

dengan:

$y_t, y_{t-i}$  = vektor berukuran  $m \times l$  berisi  $m$  variabel endogen pada waktu  $t$  dan  $t - i$ , dimana  $i = 1, 2, \dots, p$

$x_t, x_{t-i}$  = vektor berukuran  $m \times l$  berisi  $m$  variabel eksogen pada waktu  $t$  dan  $t - i$ , dimana  $i = 1, 2, \dots, p$

$a$  = vektor berukuran  $m \times l$  berisi konstanta

$\phi_i$  = matriks parameter variabel endogen berukuran  $m \times m$  untuk setiap  $i = 1, 2, \dots, p$

$\theta_i$  = matriks parameter variabel eksogen berukuran  $m \times m$  untuk setiap  $i = 1, 2, \dots, q$

$\varepsilon_t$  = nilai kesalahan pada waktu ke- $t$

## 2.7 Estimasi Parameter *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX)

Menurut Ocampo & Rodriguez (2012), estimasi parameter *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX) menggunakan metode kuadrat terkecil dengan mengkuadratkan error yang bertujuan untuk memperoleh error minimum. Model VARX ditulis sebagai berikut:

$$y_t = a + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 x_{t-1} + \dots + \theta_q x_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

Persamaan (2.5) dapat ditulis dalam bentuk linear:

$$Y = A\beta + \varepsilon \quad (2.6)$$

dimana,

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}_{n \times 1} ; A = \begin{bmatrix} 1 & y_{1-1} & \dots & y_{1-p} & x_{1-1} & \dots & x_{1-q} \\ 1 & y_{2-1} & \dots & y_{2-p} & x_{2-1} & \dots & x_{2-q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & y_{n-1} & \dots & y_{n-p} & x_{n-1} & \dots & x_{n-q} \end{bmatrix}_{n \times (p+q+1)}$$



$$\beta = \begin{bmatrix} a \\ \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_p \\ \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_q \end{bmatrix}_{(p+q+1) \times 1} ; \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

dengan:

$\beta$  = pendugaan persamaan parameter

$y$  = data variabel endogen ( $p$ )

$x$  = data variabel eksogen ( $q$ )

$\Phi$  = parameter orde  $p$

$\theta$  = parameter orde  $q$

$a$  = nilai suatu konstanta

dengan nilai estimasi parameter  $\beta$  adalah  $\hat{\beta} = (A'A)^{-1}A'Y$ .

## 2.8 Stasioneritas

Menurut Wei (2006), data deret waktu dikatakan stasioner apabila nilai ragam dan rata-rata konstan pada setiap waktu. Stasioneritas dibagi menjadi dua, yaitu:

### 1. Stasioneritas terhadap ragam

Data stasioneritas terhadap ragam dapat dilihat pada plot *time series* dan nilai lambda ( $\lambda$ ) atau *rounded value* transformasi *box cox* bernilai 1. Jika data tidak stasioner terhadap ragam maka dilakukannya transformasi data.

### 2. Stasioneritas terhadap rata-rata

Data stasioneritas terhadap rata-rata dapat di uji secara formal menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ini digunakan untuk melihat apakah data deret waktu stasioner terhadap rata-rata atau tidak. Jika data tidak stasioner terhadap rata-rata maka dilakukannya *differencing*. Tahapan uji ADF adalah sebagai berikut:

#### 1. Hipotesis

$H_0: \phi = 1$  (terdapat *unit root* atau data tidak stasioner)

$H_1: \phi < 1$  (tidak terdapat *unit root* atau data stasioner)

2. Taraf signifikan  
 $\alpha = 5\% = 0,05$
3. Daerah kritis
  - Jika  $ADF_{hitung} > ADF_{tabel}$  atau  $P\text{-value} < \alpha$  maka tolak  $H_0$
  - Jika  $ADF_{hitung} < ADF_{tabel}$  atau  $P\text{-value} > \alpha$  maka tidak tolak  $H_0$
4. Statistik uji
 
$$ADF_{hitung} = \frac{\hat{\phi}-1}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.7)$$

dengan:

$\hat{\phi}$  = nilai dugaan parameter *Autoregressive* (AR) dengan orde  $p$

$SE$  = *standard error*
5. Keputusan
6. Kesimpulan

## 2.9 Pembedaan (*Differencing*)

Menurut Pankratz (1991), pembedaan (*differencing*) digunakan untuk mengatasi data yang tidak stasioner dalam rata-rata. Pembedaan dibagi menjadi dua yaitu:

### 1. Pembedaan biasa

Ketika data tidak memiliki rata-rata yang konstan, dilakukan membuat data baru dengan rata-rata yang konstan dengan pembedaan data, yaitu menghitung perubahan data secara berurutan. Pembedaan pertama atau  $d = 1$  dirumuskan sebagai berikut:

$$W_t = X_t - X_{t-1} \quad (2.8)$$

Jika pembedaan pertama  $d = 1$  belum membuat deret data memiliki rata-rata yang konstan, maka dilakukan pembedaan ke-2 atau  $d = 2$  yang menghitung perbedaan pertama dari perbedaan pertama.

Didefinisikan  $W_t^*$  sebagai pembedaan pertama dari  $X_t$  sehingga didapat rumus untuk pembedaan ke-2 atau  $d = 2$  adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} W_t^* &= W_t^* - W_{t-1}^* \\ &= (X_t - X_{t-1}) - (X_{t-1} - X_{t-2}) \end{aligned} \quad (2.9)$$

## 2. Perbedaan musiman

Pembedaan musiman berarti menghitung pergeseran data secara musiman berdasarkan periode waktu tertentu, biasanya dinotasikan  $s$  untuk menstimulasi rata-rata dalam data menjadi konstan. Untuk data kuartalan,  $s = 4$ , untuk data bulanan  $s = 12$  dan seterusnya. Sebuah data mungkin cukup dilakukan dengan pembedaan biasa, cukup dengan pembedaan musiman saja atau keduanya. Misalkan didefinisikan  $D$  adalah derajat pembedaan musiman (berapa kali pembedaan musiman dilakukan). Jika ( $d = 0$ ) dan pembedaan musiman ( $D = 1$ ) dihitung untuk semua  $t$  didapat rumus sebagai berikut:

$$W_t = X_t - X_{t-s} \quad (2.10)$$

Jika transformasi data telah digunakan untuk menstabilkan varian, pembedaan musiman digunakan untuk  $X_t$ . Pembedaan musiman digunakan untuk menghapus sebagian besar data musiman.

### 2.10 Uji Kausalitas *Granger*

Uji kausalitas *granger* digunakan untuk melihat apakah ada pengaruh antar variabel dan melihat apakah suatu variabel endogen dapat diperlakukan sebagai variabel eksogen. Uji ini hanya menguji hubungan antar variabel dan tidak melakukan estimasi terhadap model. Misalkan terdapat dua variabel yaitu  $X$  dan  $Y$ , maka ada beberapa kemungkinan yang bisa terjadi, yaitu:

1.  $X$  menyebabkan  $Y$
2.  $Y$  menyebabkan  $X$
3.  $X$  menyebabkan  $Y$  dan  $Y$  menyebabkan  $X$
4.  $X$  dan  $Y$  tidak ada hubungan (Hafidh, 2011).

## 2.11 Panjang *Lag* Optimum

Panjang *lag* optimum sangat diperlukan untuk mengetahui pengaruh dari setiap variabel terhadap variabel lain dalam *Vector Autoregressive* (VAR). Panjang *lag* ditentukan dengan menggunakan kriteria informasi yang tersedia. Panjang *lag* dipilih melalui nilai paling minimum dari masing-masing kriteria. Beberapa kriteria *lag* yang sering digunakan adalah:

### 1. Akaike Information Criterion

$$AIC = \ln|\hat{\Sigma}_{\hat{u}\hat{u}}(p)| + (k + pk^2) \frac{2}{T} \quad (2.11)$$

### 2. Bayesian Criterion of Gideon Schwarz

$$BIC = \ln|\hat{\Sigma}_{\hat{u}\hat{u}}(p)| + (k + pk^2) \frac{2\ln(\ln(T))}{T} \quad (2.12)$$

### 3. Hannan-Quinn Criterion

$$HQ = \ln|\hat{\Sigma}_{\hat{u}\hat{u}}(p)| + (k + pk^2) \frac{\ln(T)}{T} \quad (2.13)$$

Dimana  $|\hat{\Sigma}_{\hat{u}\hat{u}}(p)|$  adalah determinan matrik kovarian dari model VAR,  $k$  adalah banyaknya variabel,  $p$  adalah panjang *lag* model VAR, dan  $T$  adalah banyaknya observasi (Kirchgassner & Wolters, 2007).

## 2.12 Uji Signifikansi Parameter

Menurut Montgomery *et al.* (2015), uji signifikansi parameter digunakan untuk mengetahui parameter mana saja yang berpengaruh signifikan terhadap model. Uji t dapat digunakan untuk menguji signifikansi parameter pada model *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX). Tahapan uji t adalah sebagai berikut:

### 1. Hipotesis

$H_0$ : parameter tidak berpengaruh signifikan terhadap model

$H_1$ : parameter berpengaruh signifikan terhadap model

2. Taraf signifikan

$$\alpha = 5\% = 0,05$$

3. Daerah kritis

- Jika  $t_{hitung} > t_{tabel}$  atau  $P\text{-value} < \alpha$  maka tolak  $H_0$
- Jika  $t_{hitung} < t_{tabel}$  atau  $P\text{-value} > \alpha$  maka tidak tolak  $H_0$

4. Statistik uji

- Parameter endogen

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\vartheta}_i}{SE(\hat{\vartheta}_i)} \quad (2.14)$$

- Parameter eksogen

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\vartheta}_j}{SE(\hat{\vartheta}_j)} \quad (2.15)$$

dengan:

$\hat{\vartheta}_i$  = nilai dugaan parameter endogen ke- $i$

$\hat{\vartheta}_j$  = nilai dugaan parameter eksogen ke- $j$

$SE$  = *standard error*

5. Keputusan

6. Kesimpulan

### 2.13 Uji Normalitas *Residual*

Menurut Jarque & Bera (1980), uji normalitas *residual* digunakan untuk mengetahui normal data *residual* pada suatu model multivariate. Uji normal *residual* dapat menggunakan *Jarque-Bera Test of Normality*. Tahapan uji normal *residual* adalah sebagai berikut:

1. Hipotesis

$H_0$ : data *residual* berdistribusi normal

$H_1$ : data *residual* tidak berdistribusi normal

2. Taraf signifikan

$$\alpha = 5\% = 0,05$$

## 3. Daerah kritis

- Jika  $JB_{hitung} > X^2_{(tabel)}$  atau  $P\text{-value} < \alpha$  maka tolak  $H_0$
- Jika  $JB_{hitung} < X^2_{(tabel)}$  atau  $P\text{-value} > \alpha$  maka tidak tolak  $H_0$

## 4. Statistik uji

$$JB_{hitung} = \left[ \frac{N}{6} b_1^2 + \frac{N}{24} (b_2 - 3)^2 \right] \quad (2.16)$$

dengan:

$N$  = banyak data pengamatan

$b$  = *expected skewness*

## 5. Keputusan

## 6. Kesimpulan

### 2.14 Uji White Noise

Menurut Wei (2006), Suatu proses  $\{a_t\}$  dinamakan proses yang bebas dan identik (*white noise*) jika datanya terdiri dari variabel random yang tidak berkorelasi dan mengikuti distribusi tertentu. Rata-rata  $E(a_t) = \mu_a$  dari proses *white noise* diasumsikan bernilai nol dan mempunyai variansi yang konstan yaitu  $\text{var}(a_t) = \sigma_a^2$  dan nilai kovariansi untuk proses *white noise* adalah  $\gamma_k = \text{cov}(a_t, a_{t-k}) = 0$  untuk  $k \neq 0$ .

Berdasarkan definisi diatas, dikatakan bahwa suatu proses *white noise* adalah stasioner dengan beberapa sifat berikut, yaitu:

1. Fungsi autokovariansi ( $\gamma_k$ )

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_a^2 & ; k = 0 \\ 0 & ; k \neq 0 \end{cases} \quad (2.17)$$

2. Fungsi autokorelasi ( $\rho_k$ )

$$\rho_k = \begin{cases} 1 & ; k = 0 \\ 0 & ; k \neq 0 \end{cases} \quad (2.18)$$

3. Fungsi autokorelasi parsial ( $\phi_{kk}$ )

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1 & ; k = 0 \\ 0 & ; k \neq 0 \end{cases} \quad (2.19)$$

Dengan demikian, suatu deret waktu disebut proses *white noise* jika rata-rata dan variannya konstan dan saling bebas.

Proses *white noise* dapat dideteksi menggunakan uji autokorelasi *residual Ljung-Box* pada analisis *residualnya*. Uji tersebut digunakan untuk mendeteksi ada tidaknya korelasi antar *lag*. Tahapan uji *white noise* adalah sebagai berikut:

1. Hipotesis

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_n = 0$  (tidak terdapat korelasi *residual*)

$H_1$ : terdapat paling sedikit satu  $\rho_i \neq 0$  dengan  $i = 1, 2, \dots, n$  (terdapat korelasi *residual*)

2. Taraf signifikan

$\alpha = 5\% = 0,05$

3. Daerah kritis

- Jika  $Q_{hitung} > X^2_{(tabel)}$  atau  $P\text{-value} < \alpha$  maka tolak  $H_0$
- Jika  $Q_{hitung} < X^2_{(tabel)}$  atau  $P\text{-value} > \alpha$  maka tidak tolak  $H_0$

4. Statistik uji

$$Q_{hitung} = n(n+2) \sum_{i=1}^{n/4} \frac{\hat{\rho}_i^2}{(n-i)} \quad (2.20)$$

dengan:

$n$  = banyak data pengamatan

$\hat{\rho}_i$  = dugaan ACF *residual* pada periode lag ke- $i$

5. Keputusan

6. Kesimpulan

## 2.15 Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan (*forecasting*) adalah perkiraan atau gambaran dari suatu nilai atau kondisi di masa yang akan datang. Peramalan umumnya didasarkan pada asumsi

bahwa pola masa lalu akan berlanjut ke masa depan. Peramalan adalah proses memprediksi nilai suatu variabel ke nilai yang diketahui dari variabel tersebut atau variabel terkait. Peramalan juga dapat didasarkan pada keterampilan penilaian, yang pada gilirannya didasarkan pada data dan pengalaman historis (Makridakis *et al.*, 1999).

Menurut Rahmawati (2015), metode peramalan dapat dibagi menjadi dua kategori utama, yaitu :

1. Metode kuantitatif

Metode kuantitatif membutuhkan informasi historis yang dikuantifikasi dalam bentuk data numerik. Metode peramalan kuantitatif mendasarkan peramalannya pada metode matematika dan statistika.

2. Metode kualitatif

Metode kualitatif memerlukan analisis lebih lanjut berdasarkan penalaran intuitif, tebakan logis, dan informasi atau pengetahuan yang diperoleh oleh peneliti sebelumnya. Peramalan seperti itu umumnya digunakan untuk peramalan jangka pendek atau ketika pengambilan keputusan lebih mengandalkan intuisi daripada rumus matematika. Metode ini dicirikan oleh faktor-faktor yang mempengaruhi peramalan dan evaluasinya sangat pribadi dan sulit untuk ditiru orang lain.

### **2.16 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)**

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan pengukuran kesalahan yang menghitung ukuran persentase penyimpangan antara data aktual dengan data peramalan. MAPE dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemampuan peramalan sangat baik jika memiliki nilai MAPE kurang dari 10% dan mempunyai kemampuan peramalan yang baik jika nilai MAPE kurang dari 20% (Pakaja dkk, 2012).



Menurut Khasanah dkk. (2020), nilai MAPE dapat dihitung dengan persamaan berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left( \frac{|X_t - F_t|}{X_t} \times 100\% \right) \quad (2.21)$$

dengan:

$X_t$  = data aktual pada periode ke- $t$

$F_t$  = nilai peramalan pada periode ke- $t$

$n$  = jumlah data

### III. METODE PENELITIAN

#### 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester genap tahun akademik 2021/2022, bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

#### 3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) pada Januari 2021 sampai Oktober 2021. Variabel yang digunakan yaitu variabel endogen (Ozon dan Partikulat) dan variabel eksogen (Karbon monoksida dan Nitrogen dioksida).

#### 3.3 Metode Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan uji stasioner terhadap data menggunakan plot *time series* dan uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*.
2. Melakukan pengujian kausalitas *granger* untuk melihat hubungan antar variabel.
3. Menentukan panjang *lag optimum* untuk model VARX.
4. Melakukan pemilihan model VARX terbaik.
5. Mengestimasi model VARX.
6. Melakukan pengujian signifikansi parameter menggunakan uji *t*.

7. Melakukan pengujian normalitas *residual* menggunakan uji *Jarque-Bera Test of Normality*.
8. Melakukan pengujian *residual white noise* menggunakan uji *Ljung-Box*.
9. Melakukan peramalan (*forecasting*) model VARX.
10. Melihat keakuratan peramalan dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan diperoleh kesimpulan bahwa model terbaik dari data Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) adalah VARX (2 2), dengan persamaan (2.4) didapat model sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 51,680 \\ 54,244 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,486 & 0,042 \\ 0,099 & 0,522 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,087 & 0,015 \\ -0,134 & 0,200 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t-2} \\ y_{2t-2} \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} -0,055 & 0,053 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1t-1} \\ x_{2t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,499 & 0,072 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1t-2} \\ x_{2t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix}$$

Selain itu disimpulkan pula model VARX (2 2) digunakan untuk meramalkan data Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) variabel Ozon dan Partikulat pada bulan November 2021 sampai Juni 2022.

## DAFTAR PUSTAKA

- Desviana, A.P. & Ratnawati. 2014. Penerapan Model *Vector Autoregressive* (VAR) untuk Peramalan Curah Hujan Kota Pekanbaru. *Jurnal Sains, Teknologi, dan Industri*. **11**(2): 151-159.
- Hafidh, A.A. 2011. Analisis Hubungan Pengeluaran Pendidikan dan Pertumbuhan Ekonomi dengan Menggunakan Pendekatan Kausalitas Granger. *Jurnal Ekonomi & Pendidikan*. **8**(2): 124-141.
- Hikmah, A., Agoestanto, A., & Arifudin, R. 2018. Peramalan Deret Waktu dengan Menggunakan *Autoregressive* (AR), Jaringan Syaraf Tiruan Radial Basis Function (RBF) Dan Hibrid AR-RBF pada Inflasi Indonesia. *Jurnal FMIPA UNNES*. **7**(2): 1-14.
- Insani, F. & Darlianti, S.I. 2019. Pembentukan Model Regresi Linier Menggunakan Algoritma Genetika untuk Prediksi Parameter Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU). *Jurnal CoreIT*. **5**(2): 110-117.
- Jarque, C.M. & Bera, A.K. 1980. Efficient Tests for Normality, Homoskedasticity, and Serial Independence of Regression Residual. *Economics Letters*. **6**: 255-259.
- Khasanah, S.U., Indriyanti, A.D., & Andriani, A. 2020. Sistem Peramalan Penjualan Tas pada Toko Firdaus Bag Berbasis Web Menggunakan Metode Moving Average. *INOVATE*. **4**(2): 28-36.
- Kirchgassner, G. & Wolters, J. 2007. *Introduction to Modern Time Series Analysis*. Springer, Berlin.
- Lütkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer, Berlin.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Binarupa Aksara, Jakarta.

- Maulana, H.A. 2018. Pemodelan Deret Waktu dan Peramalan Curah Hujan pada Dua Belas Stasiun di Bogor. *Jurnal Matematika, Statistika, & Komputasi*. **15**(1): 50-63.
- Montgomery, D.C., Jennings, C.L., & Kulachi, M. 2015. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons, New Jersey.
- Nurfadilah, K., Cahyono, F.R., & Kasse, I. 2018. Peramalan Tingkat Suku Bunga Pasar Uang Antar Bank (PUAB) dengan Vector Autoregressive Exogenous (VARX). *Jurnal MSA*. **6**(1): 51-60.
- Ocampo, S. & Rodriguez, N. 2012. An Introductory Review of a Structural VAR-X Estimation and Applications. *Revista Colombiana de Estadística*. **35**(3): 479-508.
- Pakaja, F., Naba, A., & Purwanto. 2012. Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor. *Jurnal EECCIS*. **6**(1): 23-28.
- Pankratz, A. 1991. *Forecasting with Dynamic Regression Models*. John Wiley & Sons, New Jersey.
- Rahmawati. 2015. Model Trend untuk Peramalan Jumlah Penduduk: Studi Kasus pada Pertumbuhan Penduduk Kabupaten Gowa. *JTRISTE*. **2**(2): 46-52.
- Rahim, F. & Camin, Y.R. 2018. Kondisi Kualitas Udara di dalam Rumah di Sekitar Cilegon dan Gangguan Pernapasan yang Diakibatkannya. *Al Kauniyah: Journal of Biology*. **11**(2): 82-90.
- Rosyidah, H., Rahmawati, R., & Prahutama, A. 2017. Pemodelan Vector Autoregressive X (VARX) untuk Meramalkan Jumlah Uang Beredar di Indonesia. *Jurnal Gaussin*. **6**(3): 333-343.
- Sulistiyono, A., Hartanto, Fathuroyan, Saputra, D., & Arifin, I.B. 2019. Studi Profil Ozon Permukaan ( $O_3$ ) dan Gas Karbon Monoksida (CO) Antara Kota Bandung dan Bukit Kototabang Tahun 2008. *Jurnal Ilmu Lingkungan*. **17**(2): 239-244.
- Tampubolon, A.P.C. & Boedisantoso, R. 2016. Analisis Persebaran Polutan Karbon Monoksida dan Partikulat dari Kebakaran Hutan di Sumatera Selatan. *Jurnal Teknik ITS*. **5**(2): 2337-3539.

Tsay, R.S. 2014. *Multivariate Time Series Analysis: With R and Financial Applications*. United States of America: John Wiley & Sons.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Ed. ke-2. Pearson Addison-Wesley, New York.