

PENERAPAN MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE ORDE TIGA PADA DATA SUHU UDARA RATA-RATA DI KABUPATEN MALANG DAN KABUPATEN SIDOARJO

Salsabila¹, Dianne Amor Kusuma², Budi Nurani Ruchjana³

^{1,2,3} Universitas Padjadjaran, Jl. Raya Bandung Sumedang KM 21 Jatinangor Sumedang, Jawa Barat, Indonesia
Email: ¹ salsabila18027@mail.unpad.ac.id, ² amor@unpad.ac.id, ³ budi.nurani@unpad.ac.id

ABSTRACT

Climate change has a very broad impact on people's lives. One of the elements that affect climate change is air temperature. Climate change in some areas is not only influenced by one time. Climate change in a region can be influenced by two or three previous times. Climate change from time to time can be known through time series analysis. This study aims to estimate the parameters of the third-order Vector Autoregressive (VAR(3)) model using the Ordinary Least Squares (OLS) method and apply the VAR(3) model to the average air temperature in Malang and Sidoarjo districts. The forecast value obtained for 10 periods is close to the true value with MAPE values of 3.96% and 1.95%, respectively. Based on the MAPE value criteria, the MAPE value < 10% indicates very accurate forecasting results. In other words, the model used to predict the average air temperature in Malang Regency and Sidoarjo Regency is very accurate so this study can be a reference material for research institutions, universities and other researchers in applying the VAR(3) model to air temperature data. average by using the R software.

Keywords: average air temperature, vector autoregressive (VAR), ordinary least squares (OLS).

ABSTRAK

Perubahan iklim berdampak sangat luas pada kehidupan masyarakat. Salah satu unsur yang memengaruhi perubahan iklim yaitu suhu udara. Perubahan iklim di beberapa wilayah tidak hanya dipengaruhi oleh satu waktu. Perubahan iklim di suatu wilayah dapat dipengaruhi oleh dua atau tiga waktu sebelumnya. Perubahan iklim dari waktu ke waktu dapat diketahui melalui analisis deret waktu. Penelitian ini bertujuan untuk menaksir parameter model *Vector Autoregressive* orde tiga (VAR (3)) menggunakan metode *Ordinary Least Squares* (OLS) serta menerapkan model VAR (3) pada data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo. Nilai peramalan yang diperoleh selama 10 periode telah mendekati nilai aktual dengan nilai MAPE berturut-turut adalah 3,96% dan 1,95%. Berdasarkan kriteria nilai MAPE, nilai MAPE < 10% menunjukkan hasil peramalan sangat akurat sehingga penelitian ini dapat menjadi bahan referensi bagi lembaga peneliti, perguruan tinggi, maupun peneliti lain dalam menerapkan model VAR (3) pada data suhu udara rata-rata dengan menggunakan bantuan *software* R.

Kata kunci: suhu udara rata-rata, *vector autoregressive* (VAR), *ordinary least squares* (OLS).

Dikirim: 13 Februari 2022; Diterima: 10 Juli 2022; Dipublikasikan: 30 September 2022

Cara sitasi: Salsabila., Kusuma, D. A., & Ruchjana, B. N. (2022). Penerapan model *vector autoregressive* orde tiga pada data suhu udara rata-rata di kabupaten Malang dan kabupaten Sidoarjo. *Teorema: Teori dan Riset Matematika*, 7(2), 247-258. DOI: <http://dx.doi.org/10.25157/teorema.v7i2.7200>

PENDAHULUAN

Perubahan iklim merupakan fenomena global yang dipicu naiknya suhu rata-rata atmosfer bumi seiring meningkatnya gas rumah kaca di atmosfer (Direktorat Jenderal Pengendalian Perubahan Iklim, 2017). Perubahan iklim berdampak sangat luas pada kehidupan masyarakat. Salah satu unsur yang memengaruhi perubahan iklim yaitu suhu udara. Suhu udara adalah derajat panas dari aktivitas molekul dalam atmosfer (Blog Geografi, 2018). Selama 71 tahun terakhir (1948-2019), analisis perubahan suhu udara rata-rata untuk seluruh wilayah Indonesia menunjukkan laju peningkatan suhu sebesar $0,03^{\circ}\text{C}$ per tahun.

Perubahan iklim dari waktu ke waktu dapat diketahui melalui analisis deret waktu. Menurut banyaknya variabel yang diamati, model deret waktu dapat dibagi menjadi dua yaitu model deret waktu univariat dan model deret waktu multivariat (Wei, 2006). Salah satu metode peramalan data deret waktu yang hanya memerlukan data historis dalam melakukan peramalannya dan memiliki tingkat akurasi peramalan yang tinggi yaitu metode ARIMA Box-Jenkins yang dikembangkan oleh George E.P. Box dan Gwilyn M. Jenkins (Ruhiat dan Effendi, 2018). Metode ini digunakan untuk data deret waktu univariat. Pemodelan Box-Jenkins untuk data stasioner diantaranya *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA) dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Sedangkan untuk data yang tidak stasioner yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Nurjanah et al., 2018).

Kesuksesan penggunaan deret waktu univariat untuk peramalan telah memotivasi para peneliti untuk memperluas kelas model tersebut kepada kasus multivariat. Untuk melakukan analisis data deret waktu multivariat, salah satu model yang bisa digunakan yaitu model *Vector Autoregressive* (VAR). Model VAR merupakan model deret waktu multivariat yang dapat digunakan untuk meneliti objek dengan dua variabel atau lebih dimana variabel-variabel tersebut saling memengaruhi. Model ini dikembangkan oleh Cristoper A. Sims pada tahun 1980. Metode estimasi model VAR yang paling sering digunakan yaitu metode OLS. Metode OLS digunakan untuk mengestimasi parameter dengan cara meminimumkan fungsi jumlah kuadrat galat suatu model.

Merujuk pada penelitian sebelumnya, Desvina (2016) telah menerapkan estimasi model VAR orde satu dengan menggunakan metode OLS. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan diperoleh bahwa unsur curah hujan, radiasi matahari, suhu udara, dan *hotspot* memiliki hubungan yang searah terhadap *Particulate Matter* 10. Penelitian kedua dilakukan oleh Alhayat dan Muslim (2016) dengan hasil penelitian menunjukkan bahwa pertumbuhan ekspor Indonesia masih dipengaruhi oleh produk domestik bruto negara-negara mitra utama sedangkan impor lebih dipengaruhi oleh beberapa faktor ekonomi domestik pada masa yang akan datang. Berdasarkan penelitian sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa telah banyak penelitian yang mengkaji mengenai penerapan model VAR orde satu, sedangkan perubahan iklim di beberapa wilayah tidak hanya dipengaruhi oleh satu waktu. Perubahan iklim di suatu wilayah juga dapat dipengaruhi oleh dua atau tiga waktu sebelumnya.

Berdasarkan paparan di atas, peneliti tertarik untuk mengkaji mengenai penerapan model VAR (3) pada data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo. Alasan pemilihan data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo dikarenakan keduanya membentuk model AR dengan orde yang sama, dimana model membentuk sebuah vektor yang antar variabelnya saling memengaruhi dan memiliki korelasi yang cukup kuat. *Software* yang digunakan untuk pengolahan data menggunakan *R Studio 4.0.4*. R adalah suatu perangkat lunak untuk membantu melakukan analisis data statistik yang lengkap sebagai hasil dari kolaborasi penelitian berbagai ahli statistik di seluruh dunia (Krispin, 2019). Adapun tujuan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Menaksir parameter model VAR (3) menggunakan metode OLS.
2. Menerapkan model VAR (3) pada data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo.

METODE PENELITIAN

Objek penelitian ini adalah model VAR (3) yang dibangun sesuai prosedur tiga tahap Box-Jenkins. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari BMKG berupa data harian suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo dimulai dari tanggal 1 Januari hingga 30 Juni 2021.

Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo dengan:

$Y_{1,t}$: Suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang

$Y_{2,t}$: Suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo

Kabupaten Malang memiliki iklim tropis dengan suhu udara antara 18,25°C sampai dengan 31,45°C (Pemerintah Kabupaten Malang, 2019), sedangkan Kabupaten Sidoarjo beriklim tropis basah dan kering dengan suhu udara antara 21°C sampai dengan 34°C dengan tingkat kelembapan nisbi $\pm 76\%$ (Pemerintah Kabupaten Sidoarjo, 2018).

Metode penaksir parameter model VAR yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode OLS. Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. *Input* data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo dimulai dari tanggal 1 Januari 2021 hingga tanggal 30 Juni 2021 pada *software* R untuk mengetahui pola data dengan menampilkan plot dari data tersebut.
2. Menghitung nilai korelasi *Pearson* untuk mengetahui derajat keeratan hubungan atau korelasi antara suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo.
3. Uji Stasioneritas
 - a. Menguji kestasioneran data dalam rata-rata dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).
 - b. Menguji kestasioneran data dalam varians dilakukan dengan menghitung nilai lambda.
 - c. Melakukan proses *differencing* apabila data tidak stasioner dalam rata-rata dan melakukan transformasi Box-Cox apabila data tidak stasioner dalam varians.
4. Mengidentifikasi model sementara dengan melihat pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data yang sudah stasioner dalam rata-rata maupun varians.
5. Menerapkan Model VAR
 - a. Menentukan *lag* waktu optimal dengan menghitung nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), *Schwarz Information Criterion* (SIC) dan *Hannan-Quinn Information Criterion* (HQ).
 - b. Menaksir parameter model VAR menggunakan metode OLS.
 - c. Melakukan uji diagnostik model dengan menggunakan uji *Portmanteau* dan uji *Jarque-Bera* untuk mengecek asumsi-asumsi yang harus dipenuhi oleh model.
 - d. Melakukan pemeriksaan kausalitas Granger untuk menganalisis hubungan kausalitas pada data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo.
 - e. Melakukan analisis *Impulse Responses Function* (IRF) untuk melihat pengaruh perubahan guncangan pada data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo.
 - f. Melakukan analisis *Forecast Error Variance Decomposition* (FEVD) untuk mengetahui seberapa besar pengaruh guncangan pada data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo.
 - g. Melakukan peramalan, serta menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengetahui tingkat keakuratan peramalan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Menaksir Parameter Model VAR (3) Menggunakan Metode OLS

Metode estimasi model VAR yang paling sering digunakan yaitu metode OLS. Metode OLS digunakan untuk mengestimasi parameter dengan cara meminimumkan fungsi jumlah kuadrat galat suatu model. Hasil estimasi yang didapatkan dengan metode OLS lebih baik dibandingkan metode

lain yang lebih rumit (Hermawan & Herdina, 2019). Persamaan model VAR (3) dengan dua variabel tanpa intersep dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{pmatrix} Y_{1,t} \\ Y_{2,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{1,t-1} \\ Y_{2,t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{1,t-2} \\ Y_{2,t-2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{1,t-3} \\ Y_{2,t-3} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \end{pmatrix} \quad (1)$$

dengan:

$$Y = \begin{bmatrix} Y_{1,1} & Y_{2,1} \\ Y_{1,2} & Y_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ Y_{1,n} & Y_{2,n} \end{bmatrix}_{n \times 2}$$

$$W = \begin{bmatrix} Y_{1,1-1} & Y_{2,1-1} & Y_{1,1-2} & Y_{2,1-2} & Y_{1,1-3} & Y_{2,1-3} \\ Y_{1,2-1} & Y_{2,2-1} & Y_{1,2-2} & Y_{2,2-2} & Y_{1,2-3} & Y_{2,2-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ Y_{1,n-1} & Y_{2,n-1} & Y_{1,n-2} & Y_{2,n-2} & Y_{1,n-3} & Y_{2,n-3} \end{bmatrix}_{n \times 6}$$

$$\varphi = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} \\ a_{12} & a_{22} \\ b_{11} & b_{21} \\ b_{12} & b_{22} \\ c_{11} & c_{21} \\ c_{12} & c_{22} \end{bmatrix}_{6 \times 2}$$

$$\varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,1} & \varepsilon_{2,1} \\ \varepsilon_{1,2} & \varepsilon_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ \varepsilon_{1,n} & \varepsilon_{2,n} \end{bmatrix}_{n \times 2}$$

Persamaan (1) dapat disederhanakan ke dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$Y = W\varphi + \varepsilon \quad (2)$$

Langkah selanjutnya yaitu menentukan jumlah kuadrat galat dengan mengubah matriks Y , $W\varphi$, dan ε ke dalam vektor sehingga persamaan (2) dapat ditulis menjadi bentuk vektor sebagai berikut:

$$\text{vec}(Y) = \text{vec}(W\varphi) + \text{vec}(\varepsilon) = (I \otimes W)\text{vec}(\varphi) + \text{vec}(\varepsilon)$$

$$y = w\varphi_3 + e \quad (3)$$

Fungsi jumlah kuadrat galat untuk persamaan (3) dinyatakan sebagai berikut:

$$S = y^T y - 2y^T w\varphi_3 + \varphi_3^T w^T w\varphi_3 \quad (4)$$

Dengan diperolehnya S pada persamaan (4) maka pada tahap ini S diturunkan parsial terhadap φ_3^T sebagai berikut:

$$\frac{\partial S}{\partial \varphi_3^T} = -2y^T w + 2\varphi_3^T w^T w \quad (5)$$

Setelah mendapatkan turunan pertama pada persamaan (5), langkah selanjutnya adalah menyamakan turunan pertama dengan nol sehingga diperoleh taksiran parameter $\hat{\varphi}_3$ sebagai berikut:

$$\hat{\varphi}_3 = (w^T w)^{-1} w^T y \quad (6)$$

Dari persamaan (6) diperoleh taksiran parameter model VAR (3) sebagai berikut:

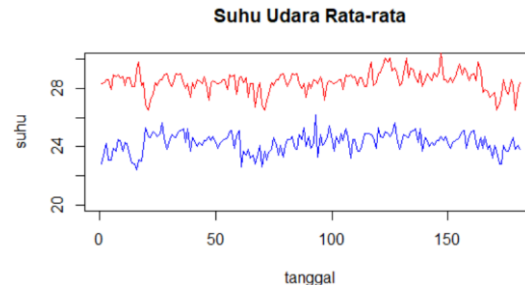
$$\begin{bmatrix} \hat{a}_{11} & \hat{a}_{21} \\ \hat{a}_{12} & \hat{a}_{22} \\ \hat{b}_{11} & \hat{b}_{21} \\ \hat{b}_{12} & \hat{b}_{22} \\ \hat{c}_{11} & \hat{c}_{21} \\ \hat{c}_{12} & \hat{c}_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (Y_{1,t-1})^2 & Y_{1,t-1}Y_{2,t-1} & Y_{1,t-1}Y_{1,t-2} & Y_{1,t-1}Y_{2,t-2} & Y_{2,t-1}Y_{1,t-3} & Y_{1,t-1}Y_{2,t-3} \\ Y_{1,t-1}Y_{2,t-1} & (Y_{2,t-1})^2 & Y_{2,t-1}Y_{1,t-2} & Y_{2,t-1}Y_{2,t-2} & Y_{2,t-1}Y_{1,t-3} & Y_{2,t-1}Y_{2,t-3} \\ Y_{1,t-1}Y_{1,t-2} & Y_{1,t-1}Y_{1,t-2} & (Y_{1,t-2})^2 & Y_{1,t-2}Y_{2,t-2} & Y_{1,t-2}Y_{1,t-3} & Y_{1,t-2}Y_{2,t-3} \\ Y_{1,t-1}Y_{2,t-2} & Y_{2,t-1}Y_{2,t-2} & Y_{1,t-2}Y_{2,t-2} & (Y_{2,t-2})^2 & Y_{2,t-2}Y_{1,t-3} & Y_{2,t-2}Y_{2,t-3} \\ Y_{1,t-1}Y_{1,t-3} & Y_{2,t-1}Y_{1,t-3} & Y_{1,t-2}Y_{1,t-3} & Y_{2,t-2}Y_{1,t-3} & (Y_{1,t-3})^2 & Y_{1,t-3}Y_{2,t-3} \\ Y_{1,t-1}Y_{2,t-3} & Y_{2,t-1}Y_{2,t-3} & Y_{1,t-2}Y_{2,t-3} & Y_{2,t-2}Y_{2,t-3} & Y_{1,t-3}Y_{2,t-3} & (Y_{2,t-3})^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} Y_{1,t}Y_{1,t-1} & Y_{2,t}Y_{1,t-1} \\ Y_{1,t}Y_{2,t-1} & Y_{2,t}Y_{2,t-1} \\ Y_{1,t}Y_{1,t-2} & Y_{2,t}Y_{1,t-2} \\ Y_{1,t}Y_{2,t-2} & Y_{2,t}Y_{2,t-2} \\ Y_{1,t}Y_{1,t-3} & Y_{2,t}Y_{1,t-3} \\ Y_{1,t}Y_{2,t-3} & Y_{2,t}Y_{2,t-3} \end{bmatrix} \quad (7)$$

sehingga dapat diperoleh nilai \hat{a}_{11} , \hat{a}_{12} , \hat{b}_{11} , \hat{b}_{12} , \hat{c}_{11} , \hat{c}_{12} , \hat{a}_{21} , \hat{a}_{22} , \hat{b}_{21} , \hat{b}_{22} , \hat{c}_{21} , dan \hat{c}_{22} .

Menerapkan Model VAR (3) pada Data Suhu Udara Rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo

1. Input Data

Langkah pertama dalam menerapkan model VAR (3) yaitu *input* data suhu udara rata-rata untuk mengetahui pola dari data tersebut. Dengan menggunakan bantuan *software* R diperoleh plot data pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo

Berdasarkan Gambar 1, data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Artinya, suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo membentuk pola data stasioner.

2. Perhitungan Nilai Korelasi Pearson

Analisis korelasi merupakan salah satu teknik statistik yang digunakan untuk menentukan suatu besaran yang menyatakan adanya hubungan kuat pada suatu variabel dengan variabel yang lain (Sekaran and Bougie, 2016). Korelasi *Pearson* merupakan salah satu dari pengujian korelasi yang digunakan untuk mengetahui keeratan hubungan dua variabel yang memiliki interval atau rasio (Zhang *et al.*, 2020). Nilai korelasi untuk suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo sebesar 0,30. Berdasarkan kriteria nilai korelasi *Pearson*, nilai r berkisar antara 0,20-0,39 menunjukkan suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo memiliki korelasi rendah.

3. Uji Stasioneritas

Stasioneritas data berarti bahwa tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Pola data stasioner terjadi pada saat data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata (Makridakis *et al.*, 2011). Uji ADF digunakan untuk menguji kestasioneran data dalam rata-rata. Berikut ini merupakan hasil uji ADF dengan taraf signifikan $\alpha = 0,05$ disajikan pada Tabel 1.

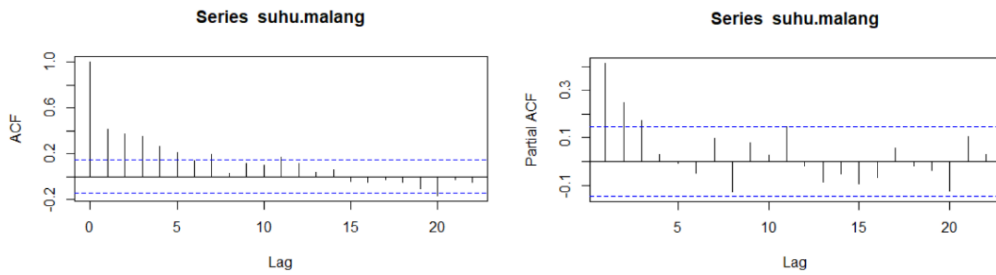
Tabel 1. Hasil uji ADF

Variabel	<i>p-value</i>	t_{hitung}	t_{tabel}
Kabupaten Malang	0,01745	-3,8621	-1,944
Kabupaten Sidoarjo	0,04297	-3,5292	-1,944

Berdasarkan Tabel 3.1, dapat dilihat bahwa nilai *p-value* kurang dari α dan nilai mutlak dari t_{hitung} lebih besar dari nilai t_{tabel} sehingga H_0 ditolak. Artinya, suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo stasioner dalam rata-rata. Adapun pengujian kestasioneran data dalam varians dengan menggunakan Transformasi Box-Cox. Nilai lambda untuk suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo berturut-turut adalah 1,03294 dan 1,99992. Artinya, suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo stasioner dalam varians.

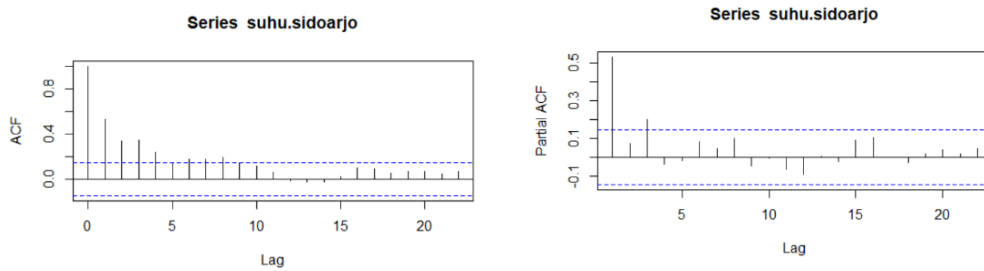
4. Identifikasi Model Sementara

Identifikasi model sementara dilakukan dengan melihat pola ACF dan PACF dari data yang sudah stasioner dalam rata-rata maupun varians. Hasil plot ACF dan PACF suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot ACF dan PACF suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang

Berdasarkan Gambar 2, dapat dilihat bahwa hasil plot ACF menurun secara eksponensial, sedangkan hasil plot PACF menunjukkan pola terpotong setelah lag ke 1, 2 dan 3. Adapun plot ACF dan PACF untuk suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF

Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat bahwa plot ACF menurun secara eksponensial, sedangkan plot PACF menunjukkan pola terpotong setelah lag ke 1 dan 3. Berdasarkan hasil plot ACF dan PACF pada data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo maka data tersebut diidentifikasi membentuk model VAR (3).

5. Penentuan Lag Waktu Optimal

Penentuan lag waktu optimal dapat ditentukan berdasarkan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC), *Schwarz Information Criterion* (SIC), dan *Hannan Quinnon* (HQ) (Mukhlifah & Rusmita, 2020). Nilai dari AIC, SIC, dan HQ disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria nilai AIC, SIC dan HQ

Lag	AIC	SIC	HQ
1	-2,05468	-1,94444	-2,00995
2	-2,09233	-1,90861	-2,01778
3	-2,13994	-1,88273	-2,03558
4	-2,11024	-1,77954	-1,97606
5	-2,07698	-1,67279	-1,91298
6	-2,06365	-1,58597	-1,86983
7	-2,03529	-1,48412	-1,81165
8	-2,02829	-1,40364	-1,77483
9	-2,00557	-1,30742	-1,72229
10	-1,96275	-1,19111	-1,64965

Berdasarkan Tabel 2, AIC menunjukkan lag optimal pada lag ke-3 dengan nilai sebesar -2,13994, SIC menunjukkan lag optimal pada lag ke-1 dengan nilai sebesar -1,94444 dan HQ lag optimalnya berada pada lag ke-3 dengan nilai sebesar -2,03558. Hasil menunjukkan bahwa nilai AIC lebih kecil dari nilai SIC dan HQ sehingga lag optimal terletak pada lag ke-3 dengan nilai AIC sebesar -2,13994. Artinya, model VAR yang digunakan adalah model VAR(3).

6. Menaksir Parameter Model

Menaksir parameter model VAR (3) dapat dilakukan dengan menggunakan metode OLS. Dengan menggunakan persamaan (7) diperoleh nilai taksiran parameter sebagai berikut:

$$\begin{pmatrix} \hat{Y}_{1,t} \\ \hat{Y}_{2,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,28421804 & 0,05522574 \\ -0,01032078 & 0,52967108 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{1,t-1} \\ Y_{2,t-1} \end{pmatrix} + \\
 \begin{pmatrix} 0,23327218 & -0,00592275 \\ 0,16177219 & -0,02317763 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{1,t-2} \\ Y_{2,t-2} \end{pmatrix} + \\
 \begin{pmatrix} 0,15913659 & 0,22625475 \\ 0,13344242 & 0,25041684 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{1,t-3} \\ Y_{2,t-3} \end{pmatrix} \quad (8)$$

dengan :

$\hat{Y}_{1,t}$: Suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang

$\hat{Y}_{2,t}$: Suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo

7. Uji Diagnostik Model

Uji diagnostik model digunakan untuk mengecek apakah model telah memenuhi asumsi-asumsi yang harus dipenuhi oleh model. Asumsi-asumsi yang harus dipenuhi adalah asumsi tidak terdapat autokorelasi pada *residual* model dan asumsi *residual* model menyebar normal (Wei, 2006). Uji diagnostik model dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Portmanteau* dan *Jarque-Bera* (Sihombing & Susilowati, 2019).

Uji *Portmanteau* digunakan untuk menguji autokorelasi pada *residual* model. Nilai statistik uji *Portmanteau* dengan taraf signifikan $\alpha = 0,05$ disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai statistik uji *Portmanteau*

Statistik Uji	Chi-Square	p-value
<i>Portmanteau</i>	66,08000	0,09066

Berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat bahwa nilai Q lebih kecil dari *Chi-Square* dan nilai *p-value* lebih besar dari α sehingga H_0 diterima. Artinya, tidak terdapat autokorelasi pada *residual* model atau model sudah layak. Sementara itu, uji *Jarque-Bera* merupakan salah satu pengujian normalitas yang digunakan untuk menguji kenormalan *residual*. Nilai statistik uji *Jarque-Bera* disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai statistik uji *Jarque-Bera*

Statistik Uji	Chi-Square	p-value
<i>Jarque-Bera</i>	9,37020	0,05248
<i>Kustosis</i>	3,92000	0,06554
<i>Skewness</i>	5,45020	0,14090

Berdasarkan Tabel 4, dapat dilihat bahwa nilai *p-value Jarque-Bera*, *Kustosis*, dan *Skewness* lebih besar dari α dan nilai JB lebih kecil dari *Chi-Square* sehingga H_0 diterima. Artinya, model memiliki nilai *residual* yang terdistribusi normal atau model sudah layak.

8. Pemeriksaan Kausalitas Granger

Pemeriksaan kausalitas Granger yaitu metode yang digunakan untuk menganalisis hubungan kausalitas antar variabel yang diamati apakah suatu variabel mempunyai hubungan dua arah, mempunyai hubungan satu arah atau bahkan tidak ada hubungan antar variabel tersebut (Sinulingga *et al.*, 2020). Hasil pemeriksaan kausalitas Granger untuk data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo dengan taraf signifikan $\alpha = 0,05$ disajikan pada Tabel 5.

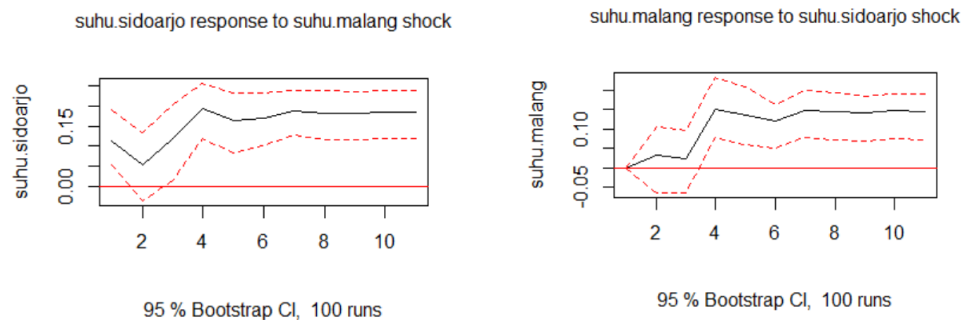
Tabel 5. Pemeriksaan kausalitas Granger

Hipotesis	p-value	F_{hitung}	F_{tabel}
Kabupaten Malang tidak memengaruhi Kabupaten Sidoarjo	0,00646	4,16430	0,11717
Kabupaten Sidoarjo tidak memengaruhi Kabupaten Malang	0,00187	5,08190	0,11717

Berdasarkan Tabel 5, dapat dilihat bahwa nilai p -value lebih besar dari α dan nilai F_{hitung} lebih besar dari nilai F_{tabel} pada taraf signifikan α sehingga H_0 ditolak. Artinya, suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo saling mempengaruhi.

9. Analisis Impulse Response Function (IRF)

Analisis IRF digunakan untuk menggambarkan bagaimana guncangan pada suatu variabel terhadap variabel lain (Setiowati & Nugroho, 2021). Hasil plot IRF untuk suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot IRF

Berdasarkan hasil plot Gambar 4, dapat dilihat bahwa sejak periode pertama hingga periode kedua dan setelah periode keempat hingga periode kelima terdapat pengaruh negatif dari suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo terhadap suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang. Kemudian, setelah periode kelima hingga periode kesepuluh guncangan cenderung stabil. Sementara itu, terdapat pengaruh positif dari suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang terhadap suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo sejak periode pertama hingga periode kedua dan setelah periode ketiga hingga periode keempat. Kemudian, setelah periode keenam hingga periode kesepuluh guncangan cenderung stabil.

10. Analisis Forecast Error Variance Decomposition (FEVD)

Analisis FEVD digunakan untuk melihat seberapa besar pengaruh guncangan pada setiap peubah dalam model VAR (Alfuadi, 2019). Hasil perhitungan FEVD untuk data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Analisis FEVD

Periode	Kabupaten Malang		Kabupaten Sidoarjo	
	Kabupaten Malang	Kabupaten Sidoarjo	Kabupaten Malang	Kabupaten Sidoarjo
1	1,00000	0,00000	0,03659	0,96341
2	0,99720	0,00280	0,03512	0,96488
3	0,99616	0,00384	0,06129	0,93871
4	0,94797	0,05203	0,11715	0,88285
5	0,91702	0,08298	0,14710	0,85290
6	0,89673	0,10327	0,11713	0,82288
7	0,86905	0,13095	0,20761	0,79239
8	0,84572	0,15428	0,23122	0,76878
9	0,82705	0,17295	0,25219	0,74781
10	0,80911	0,19089	0,27117	0,72883

Berdasarkan Tabel 6, dapat dilihat bahwa kontribusi terbesar terhadap variabel suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang adalah variabel itu sendiri dengan kontribusi yang diberikan mencapai 1%, sedangkan kontribusi terbesar yang diberikan suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo terhadap suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang hanya sebesar 0,19%. Artinya, suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo hanya memberikan sedikit kontribusi terhadap suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang. Sementara itu, dapat dilihat bahwa kontribusi terbesar terhadap variabel suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo adalah variabel itu sendiri dengan kontribusi yang diberikan

mencapai 0,96%, sedangkan kontribusi terbesar yang diberikan suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang terhadap suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo hanya mencapai 0,27%. Artinya, suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang hanya memberikan sedikit kontribusi terhadap suhu udara rata-rata di Kabupaten Sidoarjo.

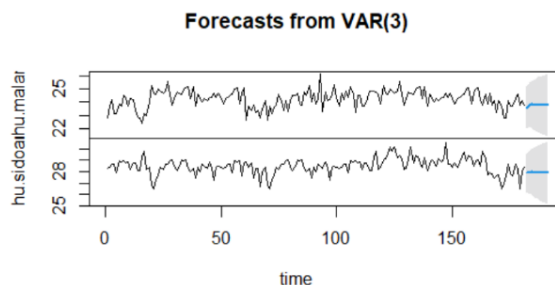
11. Peramalan

Proses peramalan pada data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo dilakukan untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang berdasarkan data masa lampau. Perbandingan nilai peramalan dengan nilai aktual data harian suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo selama 10 periode dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Perbandingan nilai peramalan dengan nilai aktual

Periode	Nilai Peramalan		Nilai Aktual	
	Kabupaten Malang	Kabupaten Sidoarjo	Kabupaten Malang	Kabupaten Sidoarjo
1 Juli 2021	23,57202°C	27,85874°C	23,4°C	27,9°C
2 Juli 2021	23,79211°C	27,93225°C	22,4°C	27,6°C
3 Juli 2021	23,85151°C	28,00472°C	23,5°C	27,7°C
4 Juli 2021	23,76456°C	27,91043°C	23,5°C	27,2°C
5 Juli 2021	23,79972°C	27,91709°C	22,1°C	27,9°C
6 Juli 2021	23,81620°C	27,93445°C	22,2°C	26,8°C
7 Juli 2021	23,79484°C	27,91379°C	22,1°C	26,4°C
8 Juli 2021	23,79847°C	27,91169°C	22,6°C	27,7°C
9 Juli 2021	23,80108°C	27,91411°C	23,6°C	27,2°C
10 Juli 2021	23,79474°C	27,90798°C	24,1°C	28,2°C

Berdasarkan Tabel 7, dapat dilihat bahwa nilai peramalan telah mendekati nilai aktual data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo. Adapun plot nilai peramalan yang diperoleh dengan menggunakan bantuan *software* R dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot nilai peramalan

Tahap selanjutnya yang dilakukan setelah peramalan yaitu menghitung nilai MAPE untuk mengetahui seberapa baik dan akurat model yang digunakan (Wei, 2006). Nilai MAPE untuk data harian suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang sebesar 3,96% dan Kabupaten Sidoarjo sebesar 1,95%. Menurut Lewis (Lawrence *et al.*, 2009), nilai MAPE < 10% menunjukkan hasil peramalan sangat akurat. Dengan kata lain, model yang digunakan untuk meramalkan suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo sudah sangat akurat.

SIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini ada dua, yang pertama adalah penaksiran parameter model VAR (3) dengan dua variabel menggunakan metode OLS dilakukan dengan menyederhanakan persamaan (1) ke dalam bentuk matriks. Langkah selanjutnya adalah menentukan jumlah kuadrat galat dengan mengubah matriks ke dalam vektor. Kemudian fungsi jumlah kuadrat galat diturunkan parsial terhadap $\boldsymbol{\varphi}^T$ sehingga diperoleh taksiran parameter $\boldsymbol{\varphi}$ untuk waktu ke $t - 1$, $t - 2$ dan $t - 3$ dengan parameter yang ditaksir sebanyak 12. Kesimpulan yang kedua adalah penerapan model VAR (3) pada data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten

Sidoarjo dimulai dengan perhitungan nilai korelasi yang menghasilkan nilai korelasi sebesar 0,30. Berdasarkan hasil perhitungan nilai AIC, SIC, dan HQ, model VAR yang digunakan adalah model VAR (3). Berdasarkan pemeriksaan kausalitas Granger, suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo saling memengaruhi. Nilai peramalan yang diperoleh selama 10 periode telah mendekati nilai aktual dengan nilai MAPE untuk data suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo berturut-turut adalah 3,96% dan 1,95%. Artinya, model yang digunakan untuk meramalkan suhu udara rata-rata di Kabupaten Malang dan Kabupaten Sidoarjo sudah sangat akurat.

REKOMENDASI

Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menganalisis model VAR (3) dengan data yang berbeda menggunakan metode *Maximum Likelihood* sehingga dapat diketahui metode mana yang lebih efisien.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Rektor Universitas Padjadjaran yang telah memberikan dana untuk diseminasi hasil penelitian dosen dan mahasiswa melalui Tim *Academic Leadership Grant* (ALG) Universitas Padjadjaran Tahun 2022.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfuadi, M. (2019). Analisis dampak harga emas dunia, harga minyak dunia, kurs, indeks harga konsumen (IHK), dan BI rate terhadap Jakarta Islamic Index. *Journal of Enterprise and Development*, 1(2), 8-24. <https://doi.org/10.20414/jed.v1i02.970>
- Alhayat, A., & Muslim, A. (2016). Proyeksi ekspor dan impor Indonesia: suatu pendekatan vector autoregressive. *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, 10(1), 87-102. <https://doi.org/10.30908/bilp.v10i1.32>
- Desvina, A. (2016). Pemodelan pencemaran udara menggunakan metode vector autoregressive (VAR) di provinsi Riau. *SITEKIN: Jurnal Sains, Teknologi, dan Industri*, 13(2), 160-167. <http://dx.doi.org/10.24014/sitekin.v13i2.1669>
- Hermawan, I., & Herdina, V. (2019). Hubungan antara variabel ekonomi makro dengan pembiayaan UKM (usaha kecil menengah) perbankan syariah di Indonesia. *Jurnal Aktiva: Riset Akuntansi dan Keuangan*, 1(1), 50-68. <https://doi.org/10.52005/aktiva.v1i1.19>
- Kartono. (2002). *Aljabar linear, vector, dan eksplorasinya dengan maple*. 1st ed. Yogyakarta: Graha Ilmu., Book.
- Krispin, R. (2019). *Hands-on time series analysis with R: perform time series analysis and forecasting using R*. 1st ed. Ann Arbor: Packt Publishing., Book.
- Lawrence, K., Klimberg, R., & Lawrence, S. (2009). *Fundamentals of forecasting using excel*. New York, N.Y.: Industrial Press, 60., Book.
- Lestari, I., Sumarjaya, I., & Widana, I. (2021). Peramalan produksi padi di kabupaten Badung, Gianyar dan Tabanan dengan metode vector autoregression (VAR). *E-Jurnal Matematika*, 10(1), 32. <https://doi.org/10.24843/MTK.2021.v10.i01.p317>
- Makridakis, S. G., Hyndman, R. J., & Wheelwright, S. C. (2011). *Forecasting: Methods and Applications*. 4th ed. New York: Wiley., Book.

- Mukhlifah, M., & Rusmita, S. (2020). Hubungan antara lembaga keuangan syariah di Indonesia periode 2014-2018. *Jurnal Ekonomi Syariah Teori dan Terapan*, 7(2), 345-358. <https://doi.org/10.20473/vol7iss20202pp345-355>
- Nurjanah, I. S., Ruhiat, D., & Andiani, D. (2018). Implementasi model autoregressive integrated moving average (ARIMA) untuk peramalan jumlah penumpang kereta api di pulau Sumatera. *Jurnal Teorema: Teori dan Riset Matematika*, 3(2), 145-156. <http://dx.doi.org/10.25157/teorema.v3i2.1421>
- Ruhiat, D. & Effendi, A. (2018). Pengaruh factor musiman pada pemodelan deret waktu untuk peramalan debit sungai dengan metode SARIMA. *Teorema: Teori dan Riset Matematika*, 2(2), 117-128. <http://dx.doi.org/10.25157/teorema.v2i2.1075>
- Sekaran, U., & Bougie, R. (2016). *Research methods for business: a skill building approach seventh edition*. John Wiley & Sons., Book.
- Setiowati, H. T., & Nugroho, Y. R. (2021). Pengaruh kebijakan moneter dan fiskal terhadap pengangguran di Indonesia. *Jurnal Dinamika Ekonomi Pembangunan*, 4(1), 433-442. <https://doi.org/10.33005/jdep.v4i1.205>
- Sihombing, P., & Susilowati, B. E. (2019). Aplikasi model vector autoregressive (VAR) pada data tamu mancanegara di hotel bintang dan non bintang di daerah istimewa Yogyakarta. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, 3(2), 6-15. <https://doi.org/10.21009/JSA.03202>
- Sinulingga, M., Maruddani, D., & Hoyyi, A. (2020). Vector autoregressive stability condition check untuk pemodelan dan prediksi sumber penerimaan pabean Belawan. *Jurnal Gaussian*, 9(2), 193-203. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i2.27821>
- Wei, W. (2006). *Time series analysis: univariate and multivariate methods*. 2nd ed. New York: Pearson Addison Wesley., Book.
- Zhang, Y., Li, Y., Song, J., Chen, X., Lu, Y., & Wang, W. (2020). Pearson correlation coefficient of current derivatives based pilot protection scheme for long-distance lcc-hvdc transmission lines. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 116, 105526. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.105526>

