

Penerapan Model *Vector Autoregressive* (VAR) untuk Peramalan Jumlah Kedatangan dan Keberangkatan Penerbangan Domestik di Kota Batam

Aminy Aisyah*, Suwanda

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

* aminya.aisyah@gmail.com, suwanda@unisba.ac.id

Abstract. Batam is one of the cities in Indonesia which is located very close to Singapore and Malaysia. The number of tourists or local residents for vacation or just visiting Batam City is quite high. Especially via domestic flights. From the number of departures and arrivals of domestic flights recorded by airport officials in several periods, it can be analyzed simultaneously using times series vector analysis. From the model obtained, it can be used to estimate the value of the data in the future for later use in planning an institution where the data is obtained. The model used in this study is the *Vector Autoregressive* (VAR) model. From the results of the analysis, the suitable model is the *Vector Autoregressive* model, VAR (1) has an AIC value of 40.5892 and the MAPE value for the number of arrivals and the number of departures is 79.04494994 and 80.1093, respectively. This VAR(1) model is used to predict the value of the number of passengers for the next 12 periods.

Keywords: *Multivariate Time Series, VAR, Domestic Flight, Forecasting.*

Abstrak. Batam merupakan salah satu kota di Indonesia yang letaknya sangat dekat dengan Singapura dan Malaysia. Banyaknya turis ataupun warga lokal untuk berlibur atau sekedar berkunjung saja ke Kota Batam tercatat cukup tinggi. Terlebih melalui penerbangan domestik. Dari jumlah keberangkatan dan kedatangan penerbangan domestik yang dicatat oleh petugas bandar dalam beberapa periode, dapat dinalisis secara simultan dengan menggunakan analisis vektor times series. Dari model yang diperoleh dapat digunakan untuk memperkirakan nilai data pada waktu yang akan datang untuk kemudian digunakan dalam perencanaan sebuah institusi dimana data tersebut diperoleh. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah model *Vector Autoregressive* (VAR). Dari hasil analisis diperoleh model yang cocok adalah model *Vector Autoregressive* adalah VAR (1) mempunyai nilai AIC sebesar 40.5892 dan nilai MAPE untuk jumlah kedatangan dan jumlah keberangkatan masing-masing sebesar 79.04494994 dan 80.1093. Model VAR(1) ini digunakan untuk meramal nilai jumlah penumpang untuk 12 periode ke depan.

Kata Kunci: *Multivariate Time Series, VAR, Penerbangan Domestik, Peramalan.*

A. Pendahuluan

Pentingnya transportasi udara hadir adalah untuk menunjang kegiatan yang menggunakan pesawat terbang dalam melancarkan lalu lintas orang, barang, dan sebagainya. Bandara yang layak digunakan setidaknya memiliki sebuah landasan pacu dengan dilengkapi berbagai fasilitas yaitu untuk operator layanan penerbangan dan penggunaannya [1]. Setiap Provinsi ataupun Kota memiliki setidaknya satu fasilitas bandara yang cukup memadai untuk mengangkut penumpang, cargo atau sebagainya. Salah satunya adalah Kota Batam.

Setiap harinya, di Bandara Kota Batam terjadi penerbangan yang cukup banyak. Hal ini dikarenakan Kota Batam merupakan salah satu kota strategis yang berdekatan dengan negara lain dan memiliki tempat pariwisata yang indah. Dari catatan jumlah penumpang penerbangan domestik, baik untuk kedatangan dan keberangkatan, dapat dimanfaatkan untuk memperkirakan nilai keduanya dimasa yang akan datang melalui metode peramalan. Peramalan [2] merupakan seni dan ilmu yang memprediksi peristiwa di masa yang akan datang. Peramalan mungkin melibatkan data masa lalu serta memproyeksikan data masa lalu ke masa depan dengan sejenis model matematika. Untuk melihat data masa lalu ke masa depan, kita memerlukan pola. Untuk mengetahui pola jumlah penumpang pada masa yang akan datang, maka metode peramalan dapat digunakan untuk memprediksi.

Ditinjau dari banyaknya variabel yang diamati, dikenal analisis Time Series univariat jika satu variabel pengamatan dan analisis Time Series multivariat jika terdapat beberapa variabel pengamatan [3]. Salah satu model yang mungkin terjadi pada analisis Time Series multivariat adalah model *Vector Autoregressive* (VAR). VAR merupakan model peramalan multivariat yang digunakan untuk membangun sistem prediksi dari data deret waktu yang saling berhubungan dan menganalisis efek dinamis dari adanya faktor acak yang mengganggu sistem [4].

Pada penelitian ini, akan dibahas implementasi model *Vector Autoregressive* untuk data jumlah penumpang penerbangan domestik, baik kedatangan maupun keberangkatan di Bandara Kota Batam. Dari latar belakang yang telah diuraikan, maka perumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut: “Bagaimana tahapan atau prosedur multivariat time series dengan model *Vector Autoregressive* (VAR)?” dan “Bagaimana implementasi model *Vector Autoregressive* untuk peramalan kedatangan dan keberangkatan peramalan jumlah penumpang pada penerbangan domestik di Kota Batam?” Dengan demikian tujuan dari penelitian ini adalah untuk menjelaskan tahapan atau prosedur multivariat time series dengan model *Vector Autoregressive* (VAR) dan mengimplementasikan model VAR dalam rangka menentukan nilai ramalan jumlah kedatangan dan jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik di Kota Batam

B. Metodologi Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan bersifat studi literatur, yaitu dengan meninjau berbagai literatur yang berkaitan dalam pemodelan Multivariat *times series* dengan model VAR. Berdasarkan formulai model yang diperoleh akan dibentuk model VAR untuk data deret waktu tentang jumlah jumlah kedatangan dan jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik di Kota Batam . Data bersumber dari BPS dengan periode bulanan pada kegiatan penerbangan domestik di Kota Batam dari tahun 2017– 2021.

Adapun langkah untuk membentuk model multivariat times series adalah :

1. Pengujian Stasioneritas Data
Pengujian stasioneritas ini dibagi menjadi 2, yaitu stasioneritas dalam rata-rata dan stasioner dalam varians. Untuk stasioneritas dalam rata-rata, dilakukan dengan menggunakan *Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test*, berikut adalah hipotesisnya , H_0 : Data tidak stasioner melawan H_1 : Data data yang terbentuk stasioner. Sedangkan untuk stasioneritas dalam varians, dilihat dari nilai selang kepercayaan 95% parameter transformasi Box-Cox (λ). Jika selang memuat nilai 1 mengandung arti bahwa data stasioner dalam varians.
2. Apabila data sudah stasioner, maka dilanjutkan dengan mengidentifikasi model dengan

MACF dan MPACF dari data yang telah stasioner.

3. Mengestimasi parameter dan menguji signifikansi model. Model yang digunakan adalah model yang signifikan.
4. Melakukan diagnostic checking pada model dengan uji *White Noise* dan uji multivariate pada residual.
5. Melakukan deteksi outlier jika residual tidak memenuhi asumsi.
6. Memilih model yang baik yang mempunyai nilai signifikan.
7. Meramal jumlah penerbangan domestik di Kota Batam untuk periode selanjutnya.
8. Mencari nilai MAPE.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Kestasioneran Data

Kestasioneran data penerbangan untuk variabel kedatangan dapat dilihat berdasarkan koefisien parameter transformasi lambda (λ) yang dihasilkan oleh plot Box-Cox. Jika nilai λ sama dengan satu maka dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner.

Tabel 1. Uji Kestasioneran Kedatangan dalam Varians

Variabel	Lower CL	Upper CL	Rounded Value
Kedatangan	0.67	1.31	1
Keberangkatan	0.8	1.51	1

Untuk variabel kedatangan, nilai-nilai batas bawah 0.67 sedangkan batas atasnya 1.31, maka *rounded value* yang besarnya 1 masih termuat dalam nilai lambda. Ini berarti secara statistik dapat dikatakan bahwa data tidak perlu ditransformasi karena sudah stasioner terhadap varians.

Dan untuk variabel keberangkatan, nilai-nilai batas bawah 0.80 sedangkan batas atasnya 1.51, maka *rounded value* yang besarnya 1 masih termuat dalam nilai lambda. Ini berarti secara statistik dapat dikatakan bahwa data tidak perlu ditransformasi karena sudah stasioner terhadap varians.

Schematic Representation of Cross Correlations											
Variable/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Kedatangan	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++
Keberangkatan	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++
+ is > 2°std error, - is < -2°std error, . is between											

Gambar 1. Plot MACF

Selanjutnya yaitu melihat pengujian stasioneritas dalam rata-rata. Dapat dilihat dari Gambar 1 diatas terdapat banyak simbol (+) pada setiap lag yang dapat diartikan bahwa variabel kedatangan dan keberangkatan tidak stasioner dalam rata-rata. Karena data belum stasioner dalam rata-rata, maka perlu dilakukan *Differencing*. Setelah dilakukan *Differencing*, maka plot MACF dapat dilihat sebagai berikut :

Schematic Representation of Cross Correlations											
Variable/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Kedatangan	++	..	..	..	..	..	..	..	..	..	--
Keberangkatan	++	..	..	..	..	-.	..	..	..	..	..
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between											

Gambar 2. Plot MACF setelah *Differencing*

Hasil dari pengujian *Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test* untuk masing-masing variabel terdapat dalam Tabel 2. berikut :

Tabel 1. *Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test*

<i>Dickey-Fuller Unit Root Tests</i>		
<i>Variable</i>	<i>Dickey Fuller</i>	<i>P-Value</i>
Kedatangan	-1.15	0.2235
Keberangkatan	-1.18	0.2147

Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai *P-Value* yang dihasilkan untuk variabel Kedatangan adalah sebesar 0.2235 dan untuk Keberangkatan sebesar 0.2147. Angka tersebut lebih besar jika dibandingkan dengan α (5%), bahwa dapat disimpulkan data diatas belum stasioner dalam rata-rata. Sehingga harus dilakukan *Differencing*.

Setelah dilakukan *Differencing*, maka hasil untuk *Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test* adalah sebagai berikut :

Tabel 2. Uji ADF Sesudah *Differencing*

<i>Dickey-Fuller Unit Root Tests</i>		
<i>Variable</i>	<i>Dickey Fuller</i>	<i>P-Value</i>
Kedatangan	-6.26	<.0001
Keberangkatan	-5.85	<.0001

Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai *P-Value* yang dihasilkan untuk variabel Kedatangan adalah sebesar 0.001 dan untuk Keberangkatan sebesar 0.001. Angka tersebut lebih kecil jika dibandingkan dengan α (5%), bahwa dapat disimpulkan data diatas sudah stasioner dalam rata-rata setelah di *Differencing* satu kali. Sehingga bisa dilakukan pengujian selanjutnya.

Identifikasi Model VAR

Setelah mencari kestasioneran data, maka langkah selanjutnya adalah menentukan model VAR untuk orde yang sesuai yang akan digunakan dalam model VAR. Untuk menentukan model tersebut, bisa dilihat dengan kriteria nilai AIC terkecil pada masing-masing orde. Berikut hasil nilai AIC :

Tabel 3. Nilai AIC

Nilai AIC	
Lag	MA 0
AR 0	40.8
AR 1	40.5892
AR 2	40.7109
AR 3	40.8619
AR 4	40.9494
AR 5	40.7645

Berdasarkan Tabel 4, didapatkan model VAR yang terbentuk terdapat pada lag AR (1) dan MA (0) yang memiliki nilai AIC terkecil yaitu sebesar 40.5892. Sehingga dapat diprediksi model yang terbentuk adalah VAR (1). Setelah diperoleh model VAR (1), maka dilakukan estimasi parameter yang sesuai dengan model. Berikut hasil estimasi parameter model VAR (1) :

Tabel 4. Estimasi Parameter model VAR (1)

Parameter	Estimasi	P-Value	Variabel
ϕ_{11}	-0.47043	0.0144	Kedatangan(t-1)
ϕ_{12}	0.53854	0.0134	Keberangkatan(t-1)
ϕ_{21}	-0.05618	0.7466	Kedatangan(t-1)
ϕ_{22}	-0.05510	0.7793	Keberangkatan(t-1)
δ_1	-2469.54460	0.584	1
δ_2	-3095.47910	0.46	1

Berdasarkan Tabel 5 dari estimasi parameter diketahui bahwa tidak semua parameter dari model signifikan pada taraf signifikan 5%. Namun, [5] menjelaskan bahwa variabel yang tidak signifikan dapat digunakan untuk melakukan peramalan, sehingga dalam penelitian ini parameter model VAR (1) yang tidak signifikan tetap digunakan. Berikut merupakan model VAR (1) berupa matriks :

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} - \begin{bmatrix} -0.47376 & 0.53055 \\ -0.06036 & -0.06511 \end{bmatrix} B \begin{bmatrix} (1-B)Z_{1,t} \\ (1-B)Z_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2469.54460 \\ -3095.47910 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \end{bmatrix}$$

Apabila dijabarkan menjadi seperti ini :

$$Y_{1,t} = -2469.544 + 0.526Y_{1,t-1} + 0.474Y_{1,t-2} + 0.53055Y_{2,t-1} - 0.53055Y_{2,t-2} + \varepsilon_1 \quad (1)$$

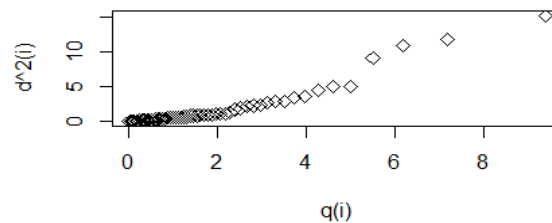
$$Y_{2,t} = -3095.479 - 0.0604Y_{1,t-1} + 0.06036Y_{1,t-2} + 0.9349Y_{2,t-1} - 0.065Y_{2,t-2} + \varepsilon_2 \quad (2)$$

dimana :

$Y_{1,t}$ = Variabel Kedatangan pada waktu t , $Y_{1,t-1}$ = Variabel Kedatangan pada waktu $t - 1$, $Y_{1,t-2}$ = Variabel Kedatangan pada waktu $t - 2$, Y_2 = Variabel Keberangkatan pada waktu t , $Y_{1,t-1}$ = Variabel Keberangkatan pada waktu $t - 1$, $Y_{1,t-2}$ = Variabel Keberangkatan pada waktu $t - 2$

Pengujian Asumsi Residual

Untuk mengetahui kebaikan model dalam analisis *time series*, dilakukan pengujian apakah residual mengikuti asumsi kenormalan (*normal multivariate*). Hasil pengujian normal multivariat bisa dilihat pada Gambar 3. Berikut hasilnya :

**Gambar 3.** Pemodelan Normalitas Residual

Gambar diatas dapat diketahui bahwa garis pada plot multivariat normal cenderung membentuk garis lurus dengan proporsi residual d_t^2 yang kurang dari $\chi^2_{0.5;2} = 5.991465$. Ada sebanyak 0.92727 atau 92.727%, maka dapat disimpulkan bahwa nilai residual telah memenuhi asumsi normal multivariat karena melebihi dari 50%.

Selain pengujian asumsi uji normalitas multivariat, terdapat uji asumsi *White Noise*. Pada uji *White Noise*, digunakan pengujian *portmanteau*. Berikut untuk hasil pengujian *White Noise* :

Tabel 5. Uji White Noise

Portmanteau Test			
Up To Lag	DF	P-Value	
2	4	0.3318	
3	8	0.5488	
4	12	0.7899	
5	16	0.3015	
6	20	0.1649	
7	24	0.0849	
8	28	0.1939	
9	32	0.2496	
10	36	0.2368	

Pada Tabel 6 menunjukkan bahwa lag tidak signifikan dikarenakan nilai *P-Value* > 0.05, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model VAR (1) bersifat *White Noise* yang berarti tidak terdapat korelasi antar residual.

Peramalan

Berikut adalah hasil perhitungan secara manual untuk mendapatkan nilai ramalan dengan model VAR(1) pada Kedatangan untuk bulan ke 58 (Oktober 2021), yaitu

$$\begin{aligned}\hat{Y}_{1,58} &= \delta_1 + \phi_{11}y_{1,57} + \phi_{12}y_{1,56} + \phi_{11}y_{2,57} + \phi_{12}y_{2,56} \\ \hat{Y}_{1,58} &= -2469.544 + 0.526(66644) + 0.474(38419) + 0.531(67886) - \\ &0.531(40085) = 65552.39995\end{aligned}$$

Sedangkan untuk hasil perhitungan secara manual untuk mendapatkan nilai ramalan dengan model VAR(1) pada Keberangkatan untuk bulan ke 58 (Oktober 2021), yaitu

$$\begin{aligned}\hat{Y}_{2,58} &= \delta_2 + \phi_{21}y_{2,57} + \phi_{12}y_{2,56} + \phi_{21}y_{2,57} + \phi_{12}y_{2,56} \\ \hat{Y}_{2,t} &= -3095.479 - 0.0604(66644) + 0.0604(38419) + 0.935(67886) - \\ &0.065(40085) = 61276.73679\end{aligned}$$

Berdasarkan hasil perhitungan manual, dapat dikatakan bahwa hasilnya sama dengan hasil perhitungan pada software SAS. Langkah yang sama dapat digunakan untuk mendapatkan nilai peramalan kedatangan dan keberangkatan pada bulan yang lain.

Berikut hasil ramalan (*forecast*) untuk 12 bulan kedepan untuk masing-masing variabel:

Tabel 6. Hasil Peramalan

Peramalan		
Periode	Kedatangan	Keberangkatan
Oktober 2021	65552.3	61276.8
November 2021	60093.5	58677.6
Desember 2021	58831.1	56080.8
Januari 2022	55581.9	53230.6
Februari 2022	53139.5	50516.8
Maret 2022	50387.3	47745.4
April 2022	47751.3	44996.5
Mei 2022	45072.1	42239.1
Juni 2022	42408.9	39484.9
Juli 2022	39739.9	36729.5
Agustus 2022	37073	33974.5
September 2022	34405.2	31219.3

Tabel diatas menunjukkan ramalan jumlah penerbangan domestik di Kota Batam. Ramalan tersebut dilakukan selama 12 bulan atau satu tahun dari Oktober 2021 hingga akhir September 2022.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Dapat dilihat bahwa hasil perhitungan dari MAPE untuk variabel kedatangan dan keberangkatan adalah sebagai berikut :

Tabel 7. Nilai MAPE

MAPE Kedatangan	MAPE Keberangkatan
79.04494994	80.1093

Berdasarkan tabel diatas, nilai MAPE pada model VAR(1) untuk variabel kedatangan yaitu sebesar 79.04495% dan untuk variabel keberangkatan sebesar 80.1093%.

D. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Model *Vector Autoregressive* (VAR) pada data Jumlah Penerbangan Domestik Di Kota Batam adalah model VAR(1) yang dituliskan sebagai berikut :

$$Y_{1,t} = -2469.544 + 0.526Y_{1,t-1} + 0.474Y_{1,t-2} + 0.53055Y_{2,t-1} - 0.53055Y_{2,t-2} + \varepsilon_1$$
 untuk variabel Kedatangan. Dan untuk variabel keberangkatan adalah :

$$Y_{2,t} = -3095.479 - 0.0604Y_{1,t-1} + 0.06036Y_{1,t-2} + 0.9349Y_{2,t-1} - 0.065Y_{2,t-2} + \varepsilon_2$$
2. Hasil untuk peramalan jumlah penerbangan domestik di Kota Batam untuk beberapa bulan untuk variabel kedatangan dimulai dari bulan Oktober 2021 sebesar 65552.39995. Dan untuk variabel keberangkatan dimulai dari bulan Oktober 2021 sebesar 61276.73679 .

Acknowledge

Dalam proses penyusunannya tidak sedikit kesulitan yang penulis alami, namun melalui dukungan dan bantuan beberapa pihak akhirnya laporan ini dapat terselesaikan dengan baik, oleh karena itu penulis mengucapkan terimakasih dan penghargaan kepada :

1. Allah SWT Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik.
2. Kedua Orang Tua beserta Adik saya yang telah mendoakan dan memberi dukungan baik moral maupun materi.
3. Bapak Dr. Suwanda, M.S. selaku dosen pembimbing yang telah menyumbangkan pikiran, pengetahuan dan kemudahan bagi penulis.
4. Dosen-dosen dan Tendik Program Studi Statistika, terimakasih atas sumbangan pengetahuan, ilmu, dan wawasannya.

Daftar Pustaka

- [1] B. Setiani, "PRINSIP-PRINSIP POKOK PENGELOLAAN JASA TRANSPORTASI UDARA," *Jurnal Ilmiah WIDYA*, p. 109, 2015.
- [2] B. Render dan J. Heizer, *Operations Management Sustainability and Supply Chain Management Eleventh Edition.*, United States: Pearson Education, Inc, 2014.
- [3] W. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods (2nd ed).*, New York: Pearson, 2005.
- [4] A. Wahyuli, "Analisis VAR (*Vector Autoregressive*) untuk Mekanisme Pemodelan Produksi, Konsumsi, Ekspor, Impor, dan Harga Minyak Bumi," *Ungraduate Thesis*, 2007.

- [5] J. Amstrong, "Significance Tests Harm Progress in Forecasting," *International Journal of Forecasting*, pp. 321-327, 2007.
- [6] Susilawati, Ria, Sunendiari, Siti. (2022). *Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode Arima dan Grey System Theory*, Jurnal Riset Statistika, 2(1), 1-13.