ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 8, Nomor 3, Tahun 2019, Halaman 305-316
Online di: http://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian

PERAMALAN JUMLAH WISATAWAN YANG BERKUNJUNG KE OBJEK WISATA DI JAWA TENGAH MENGGUNAKAN VARIASI KALENDER ISLAM REGARIMA

Haniela Puja Jesica[1], Dwi Ispriyanti[2], Tarno[3]
[1,2,3] Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro
hanielapj@gmail.com

ABSTRACT

Tourism is one of the most strategically controlled areas that have been developed.The number of tourists in Central Java is constantly rising in the month of Eid Al-Fitr caused by holiday and mudik to hometown. The shift of the Eid Al-Fitr month on the data will form a seasonal pattern with an unequal period, then called *moving holiday effect*.One of the calendar variationsare often used to remove the *moving holiday effect* is RegARIMA model. RegARIMA is a combination of the linier regression and ARIMA, which a weight was used as a regression variable and *error* of regression model was used a variable in the ARIMA process. Based on the analysis carried out on the monthly number of tourists visiting tourist attractions in Central Java data for the period January 2011 to December 2017, the RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$model as the best model because it have the lowest AIC value than other model. The forecasting results in 2018 shows an increase on number of tourists data on June 2018 which coincided with the Eid Al-Fitr holiday on 15 June 2018. sMAPE value is 23,298%.

Keyowrds:*Time Series*, Tourists, RegARIMA, *Moving Holiday Effect*

1. PENDAHULUAN

Pariwisata merupakan salah satu sektor potensial yang strategis untuk terus dikembangkan. Pariwisata merupakan salah satu sumber utama pendapatan bagi banyak negara di dunia melalui penerimaan devisa negara (*foreign exchange*) dan penerimaan pajak (Sekretariat Jenderal DPR RI, 2019).

Menteri Pariwisata Arief Yahya mengungkapkan pada tahun 2017 bahwa jumlah wisatawan akan melonjak saat Lebaran Idul Fitri dikarenakan adanya tradisi mudik ke kampung halaman dan pastinya akan mendatangi objek wisata.Hari raya Idul Fitri ditetapkan berdasarkan kalender Islam, hal ini akan menyebabkan adanya pergeseran tanggal disetiap tahunnya pada kalender Masehi. Menurut Shuja' *et al*. (2007), tanggal perayaan hari raya Idul Fitri yang berpindah dari tahun ke tahun ini dikenal sebagai "*moving holiday effect*" yang merupakan salah satu jenis *calendar effects*.

Salah satu model variasi kalender yang sering digunakan untuk menghilangkan *moving holiday effect* adalah model RegARIMA dan dapat digunakan untuk *forecasting*. Model RegARIMA merupakan kobinasi antara model regresi dengan model ARIMA, dimana sebuah pembobot digunakan sebagai variabel regresi dan *error* dari model regresi digunakan sebagai variabel pada proses model ARIMA.

Berdasarkan uraian tersebut maka studi kasus pada Tugas Akhir ini adalah peramalan jumlah wisatawan yang berkunjung ke objek wisata di Jawa Tengah dengan menerapkan model RegARIMA.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pariwisata Jawa Tengah

Berdasarkan catatan Disporapar Provinsi Jawa Tengah tahun 2017, jumlah wisatawan Mancanegara maupun wisatawan Nusantara setiap tahunnya mengalami peningkatan. Jumlah wisatawan Mancanegara pada tahun 2016 sebanyak 578.924 orang kemudian meningkat pada tahun 2017 menjadi 781.107 orang. Hal ini juga terjadi pada wisatawan Nusantara, dimana tahun 2016 terdapat 36.899.776 orang meningkat pada tahun 2017 menjadi 40.118.470 orang.

2.2 Matriks Pembobot

Matriks pembobot digunakan sebagai variabel independen pada proses pemodelan regresi linier sederhana.Menurut Shuja'*et al.* (2007), terdapat tiga tipe variabel regresi yang digunakan yaitu:

a. REG1, digunakan untuk pembobotan satu variabel,
b. REG2, digunakan untuk pembobotan dua variabel,
c. REG3, digunakan untuk pembobotan tiga variabel.

Menurut Shuja' *et al.* (2007), variabel regresi REG1 dihitung menggunakan dua kriteria, yaitu:

Kriteria 1: jika tanggal perayaan jatuh pada awal bulan, yaitu tanggal 1-15, maka nilai bobot didefinisikan sebagai berikut:

$$REG1 = \begin{cases} \frac{n_1}{w}, & \text{untukbulan terjadi Idul Fitri} \\ \frac{n_2}{w}, & \text{untuk bulan sebelum terjadi Idul Fitri} \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

dimana:
n_1: banyak hari yang berpengaruh pada bulan terjadi Idul Fitri
n_2: banyak hari yang berpengaruh pada bulan sebelum terjadi Idul Fitri
w : total hari yang berpengaruh.

Kriteria 2: jika tanggal perayaan jatuh pada akhir bulan, yaitu tanggal 16-31, maka nilai bobot didefinisikan sebagai berikut:

$$REG1 = \begin{cases} \frac{m_1}{w}, & \text{untukbulan terjadi Idul Fitri} \\ \frac{m_2}{w}, & \text{untuk bulan setelah terjadi Idul Fitri} \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases} \quad (2)$$

dimana:
m_1: banyak hari yang berpengaruh pada bulan terjadi Idul Fitri
m_2: banyak hari yang berpengaruh pada bulan setelah terjadi Idul Fitri
w : total hari yang berpengaruh.

2.3 Estimasi Parameter

Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode kuadrat terkecil maka nilai parameter β dapat diestimasi dengan meminimumkan jumlah kuadrat residualnya. Jika $\hat{\beta}$ adalah estimasi dari β, maka diperoleh:

$$\hat{\boldsymbol{Y}}_t = \boldsymbol{X}_t\hat{\beta} \quad (3)$$

jika:

$$\boldsymbol{Z}_t = \boldsymbol{Y}_t - \hat{\boldsymbol{Y}}_t$$

maka:

$$\boldsymbol{Z}_t = \boldsymbol{Y}_t - \boldsymbol{X}_t\hat{\beta} \quad (4)$$

dengan demikian fungsi kuadrat terkecil L dari Persamaan (3) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$L = \sum_{i=1}^{n} Z_i^2 = \boldsymbol{Z}_t^T\boldsymbol{Z}_t$$

diperoleh fungsi kuadrat terkecil L sebagai berikut:

$$L = \boldsymbol{Y}_t{}^T\boldsymbol{Y}_t - 2\hat{\beta}\boldsymbol{X}_t{}^T\boldsymbol{Y}_t + \hat{\beta}\boldsymbol{X}_t{}^T\boldsymbol{X}_t\hat{\beta}$$

dengan meminimumkan L terhadap $\hat{\beta}$, maka:

$$\frac{\partial_L}{\partial_{\hat{\beta}}} = -2\boldsymbol{X}_t{}^T\boldsymbol{Y}_t + 2\boldsymbol{X}_t{}^T\boldsymbol{X}_t\hat{\beta}$$

sehingga diperoleh estimasi parameter $\hat{\beta}$ sebagai berikut:

$$\hat{\beta} = \left(\boldsymbol{X}_t{}^T\boldsymbol{X}_t\right)^{-1}\boldsymbol{X}_t{}^T\boldsymbol{Y}_t \quad (5)$$

2.4 Uji Signifikansi Parameter

Uji t digunakan untuk menguji signifikansi parameter regresi secara individual.

Tahapan pengujian signifikansi parameter regresi adalah sebagai berikut:

a. Hipotesis:
   H_0:β=0 (parameter tidak berpengaruh signifikan terhadap respon yang diamati)
   H_1: β≠0 (parameter berpengaruh signifikan terhadap respon yang diamati).
b. Taraf signifikansi: α
c. Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \quad (6)$$

   dimana, $\hat{\beta}$: estimasi parameter model; $SE(\hat{\beta})$: standar error dari estimasi parameter model
d. Kriteria uji:
   Tolak H_0 jika nilai $|t_{hitung}| > t_{\left(\frac{\alpha}{2}, n-1\right)}$ atau $P_{value} < \alpha$, dimana n adalah ukuran sampel.

2.5 Analisis Time Series

2.5.1 Model ARIMA

1. *Autoregressive* (AR)

Menurut Wei (2006), secara umum model AR(p) dari suatu data *time series* $Z_t$dengan p merupakan orde dari *autoregressive* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (7)$$

2. *Moving Average (MA)*

Menurut Wei (2006), secara umum model MA(q) dari suatu data *time series* $Z_t$dengan q merupakan orde dari *moving average* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (8)$$

3. *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Menurut Wei (2006), model ARIMA (p,d,q) adalah model gabungan dari AR(p) dan MA(q) dengan derajat pembedaan d secara umum dituliskan sebagai berikut:

$$\left(1-\phi_1 B-\cdots-\phi_p B^p\right)(1-B)^d Z_t=\left(1-\theta_1 B-\cdots-\theta_q B^q\right) a_t \qquad (9)$$

dimana$(1-B)^d$ merupakan operator pembeda.

4. *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

Menurut Wei (2006), model ARIMA dapat diperluas untuk menangani aspek musiman menjadi ARIMA (p,d,q) (P,D,Q)^S secara umum dituliskan sebagai berikut:

$$\Phi_P(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t=\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t \qquad (10)$$

2.5.2 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi dapat dilakukan dengan tahap berikut:

a. Hipotesis:

H$_0$: $\Phi_k=0, k=1,2,\ldots,P$ atau $\phi_i=0, i=1,2,\ldots,p$ atau $\Theta_l=0, l=1,2,\ldots,Q$ atau $\theta_j=0, j=1,2,\ldots,q$

(parameter tidak signifikan terhadap model ARIMA)

H$_1$: $\Phi_k\neq 0, k=1,2,\ldots,P$ atau $\phi_i\neq 0, i=1,2,\ldots,p$ atau $\Theta_l\neq 0, l=1,2,\ldots,Q$ atau $\theta_j\neq 0, j=1,2,\ldots,q$

(parameter signifikan terhadap model ARIMA)

b. Taraf signifikansi: α

c. Statistik uji:

$$t_{hitung}=\frac{\widehat{\Phi}_1}{se(\widehat{\Phi}_1)} \text{ atau } t_{hitung}=\frac{\hat{\phi}_1}{se(\hat{\phi}_1)} \text{ atau}$$

$$t_{hitung}=\frac{\hat{\theta}_1}{se(\hat{\theta}_1)} \text{ atau } t_{hitung}=\frac{\widehat{\Theta}_1}{se(\widehat{\Theta}_1)} \qquad (11)$$

d. Kriteria uji:

Tolak H$_0$ jika nilai $|t_{hitung}|>t_{\left(\frac{\alpha}{2},n-s\right)}$ atau $P_{value}<\alpha$, dimana n adalah jumlah sampel dan s adalah jumlah parameter.

2.5.3 Pemeriksaan Diagnostik

A. Uji *White Noise*Residual

Menurut Wei (2006), uji *Ljung-Box* digunakan untuk mendeteksi apakah terdapat korelasi residual antar lag, dengan tahap pengujian sebagai berikut:

a. Hipotesis:

H$_0$:$\rho_1=\rho_2=\cdots=\rho_m=0$(tidak ada korelasi residual antar lag)

H$_1$: paling sedikit ada satu $\rho_k\neq 0$ dengan k = 1, 2, …, m (ada korelasi residual antar lag)

b. Taraf Signifikansi: α

c. Statistik uji:

$$Q_{hitung}=n(n+2)\sum_{k=1}^{m}\frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \qquad (12)$$

dengan, n: banyaknya pengamatan; m: banyaknya lag yang diuji; $\hat{\rho}_k$: autokorelasi residual pada lag ke-k

d. Kriteria uji:
   Tolak H_0 jika $Q_{hitung} > \chi^2_{(\alpha;m-s)}$ atau $P_{value} < \alpha$, dengan s adalah banyaknya parameter.

B. Uji Normalitas Residual

Menurut Kabasarang *et al.* (2012), salah satu cara untuk menguji asumsi normalitas yaitu dengan menggunakan metode *Jarque Bera* (JB).

a. Hipotesis:
   H_0 : Residual berdistribusi normal
   H_1 : Residual tidak berdistribusi normal
b. Taraf Signifikansi: α
c. Statistik uji:

$$JB = \frac{n}{6}\left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4}\right) \quad (13)$$

   dimana:

$$S = \frac{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(a_t-\bar{a})^3}{\left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(a_t-\bar{a}^2)\right)^{3/2}} \text{dan} K = \frac{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(a_t-\bar{a})^4}{\left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(a_t-\bar{a})^2\right)^2}$$

   dengan, n : jumlah sampel; S : skewness; K : kurtosis
d. Kriteria uji:
   Tolak H_0 jika atau $JB > \chi^2_{(\alpha;2)}$). atau$P_{value} < \alpha$.

Menurut Rosadi (2012), asumsi normalitas residual dapat diabaikan, tidak sepenting uji *white noise* dari residual.

2.6 Model RegARIMA

Bell dan Hillmer (1983) mengemukakan bahwa data *time series*Y_t yang mengandung efek variasi kalender dapat dituliskan dalam bentuk umum sebagai berikut:

$$Y_t = f(X_t) + Z_t \quad (14)$$

Bentuk persamaan regresi linier untuk data *time series*Y_t sebagai berikut (Time Series Research Staff, 2011):

$$Y_t = \beta X_t + Z_t \quad (15)$$

Kombinasi persamaan SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) dan persamaan regresi linier, dengan mensubstitusikan persamaan (15) ke bentuk umum model SARIMA pada persamaan (10) maka diperoleh model umum RegARIMA sebagai berikut:

$$\Phi_P(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D(Y_t-\beta X_t) = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t \quad (16)$$

Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil pada masing-masing model. Parameter model dikatakan baik jika parameter-parameternya signifikan dan mempunyai AIC terkecil.

2.7 Pengujian Keakuratan Ramalan

Makridakis dan Hibon (2000), mengemukakan bahwa salah satu ukuran yang digunakan untuk mengukur ketepatan peramalan adalah sMAPE (*symmetric Mean Absolute Percentage Error*). sMAPE menghitung ukuran presentase kesalahan dengan rumus sebagai berikut:

$$sMAPE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \frac{|Z_i - \hat{Z}_i|}{(Z_i + \hat{Z}_i)/2}}{n} \times 100\% \qquad (17)$$

dimana, n: banyaknya ramalan yang dilakukan; Z_i: data actual; $\hat{Z}_i$: data hasil ramalan.

Semakin kecil nilai sMAPE menunjukkan bahwa presentase kesalahan yang dihasilkan oleh model juga semakin kecil.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Jenis dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian adalah data sekunder yang didapat dari Dinas Kepemudaan, Olahraga, dan Pariwisata Provinsi Jawa Tengah. Adapun data yang diambil adalah data jumlah wisatawan yang berkunjung ke objek wisata yang ada di Jawa Tengah periode Januari 2011 sampai dengan Desember 2018.

3.2 Variabel Penelitian

Data jumlah wisatawan dibagi menjadi dua, yaitu *in sample* dan *out sample*. Data *in sample* digunakan data periode Januari 2011 sampai dengan Desember 2017 untuk menentukan model, sedangkan data *out sample* digunakan data Januari sampai Desember 2018 untuk validasi peramalan atau pengukuran kesalahan model.

3.3 Metode Analisis Data

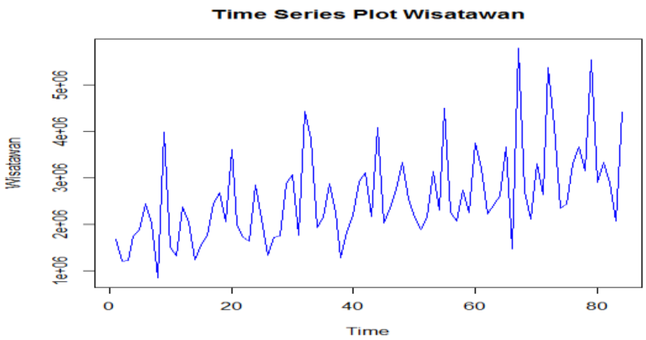
Pengolahan data pada penelitian ini menggunakan *software R 3.5.2*. Adapun langkah-langkah yang dilakukan untuk menganalisis data sebagai berikut:

1. Menginput data jumlah wisatawan (Y_t) periode Januari 2011 sampai dengan Desember 2017 untuk peramalan dengan model RegARIMA.
2. Membuat plot time series dari data jumlah wisatawan (Y_t), bertujuan untuk melihat pola yang terjadi pada data jumlah wisatawan (Y_t).
3. Menentukan Regresor, yaitu menentukan variabel regresi yang memengaruhi jumlah wisatawan ($\mathbf{Y_t}$), dengan membentuk matriks pembobot $\mathbf{X_t}$.
4. Membentuk model regresi linier antara $\mathbf{Y_t}$dengan$\mathbf{X_t}$.
5. Melakukan perhitungan untuk nilai koefisien parameter regresi β, kemudian dilakukan uji signifikansi parameter, jika parameter β tidak signifikan maka model tidak dipakai dan analisis tidak dapat dilanjutkan.
6. Menghitung residual (*error)*$Z_t$dari model regresi linier.
7. Membuat plot *time series*Z_t.
8. Membentuk plot ACF dan plot PACF untuk identifikasi stasioneritas $Z_t$baik stasioneritas dalam varian maupun stasioneritas dalam mean, jika belum stasioner maka dilakukan *differencing* untuk stasioneritas dalam mean dan transformasi Box-Cox untuk stasioneritas dalam varian.
9. Mengidentifikasi dugaan model RegARIMA menggunakan plot ACF dan PACF dari data Z_t.
10. Estimasi parameter dari model RegARIMA yang terbentuk, kemudian melakukan uji signifikansi parameter.
11. Melakukan diagnostik model, untuk mengetahui kesesuaian model yakni uji independensi residual dan uji normalitas residual.
12. Pemilihan model terbaik berdasarkan AIC.

13. Membentuk persamaan model RegARIMA.
14. Melakukan peramalan.
15. Melakukan uji keakuratan model, untuk mengetahuinya digunakan nilai sMAPE.
16. Interpretasi hasil akhir yang diperoleh.
17. Selesai.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Plot Time Series Y_t



Gambar 1. Plot *Time Series* Data Wisatawan

Berdasarkan plot *time series* pada Gambar 1 dapat diidentifikasi bahwa data jumlah wisatawan memiliki pola *trend* dan pola musiman. Pola musiman dengan periode yang berbeda dideteksi karena terdapat beberapa titik yang mengalami peningkatan tajam yang diduga karena adanya hari raya Idul Fitri. Periode musiman yang berbeda ini mengindikasikan bahwa pada data jumlah wisatawan terdapat efek kalender yang disebabkan oleh adanya hari raya Idul Fitri.

4.2 Matriks Pembobot

Matriks pembobot ditentukan berdasarkan Persamaan (1) dan Persamaan (2). Perayaan Idul Fitri memengaruhi jumlah wisatawan selama 14 hari yaitu 7 hari sebelum Idul Fitri, saat Idul Fitri, dan 6 hari setelah Idul Fitri.

Tabel 3. Waktu Perayaan Idul Fitri tahun 2011-2017

Waktu	Banyak Hari yang Berpengaruh			Pembobot		
	Sebelum Bulan Idul Fitri	Saat Bulan Idul Fitri	Sesudah Bulan Idul Fitri	Sebelum Bulan Idul Fitri	Saat Bulan Idul Fitri	Sesudah Bulan Idul Fitri
31 Agustus 2011	0	8	6	0	0.571429	0.428571
19 Agustus 2012	0	14	0	0	1	0
8 Agustus 2013	0	14	0	0	1	0
28 Juli 2014	0	11	3	0	0.785714	0.214286
17 Juli 2015	0	14	0	0	1	0
6 Juli 2016	2	12	0	0.142857	0.857143	0
25 Juni 2017	13	1	0	0.928571	0.071429	0
Bulan lainnya	0	0	0	0	0	0

Matriks pembobotnya sebagai berikut:

$$X_t = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0{,}57142857 \\ 0{,}42857143 \\ \vdots \\ 0{,}78571429 \\ 0{,}21428571 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0{,}92857143 \\ 0{,}07142857 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

4.3 Estimasi Parameter Model Regresi Linier

Setelah diperoleh model regresi linier antara $\mathbf{Y_t}$ dengan $\mathbf{X_t}$, selanjutnya mengestimasi nilai parameter β berdasarkan Persamaan (5) menggunakan *software R 3.5.2*. diperoleh model regresi linier beserta estimasi parameter sebagai berikut:

$$\widehat{\boldsymbol{Y_t}} = \boldsymbol{X_t} 4447851 \tag{17}$$

4.4 Uji Signifikansi Parameter Model Regresi Linier

Tabel 4. Nilai Signifikansi Parameter Model Regresi Linier

$\hat{\beta}$	$SE(\hat{\beta})$	P_{value}	t_{hitung}	$T_{0,025;83}$	Keputusan
4447851	1049729	5,83e-05	4,237	1,98896	Tolak H_0

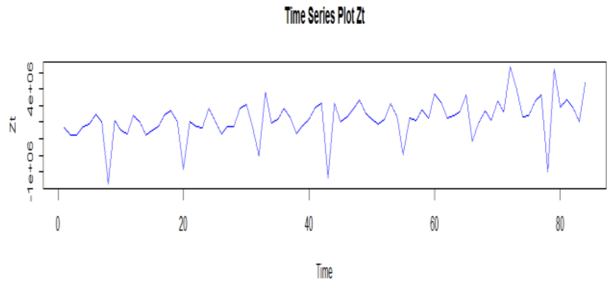
Berdasarkan Tabel 4 bahwa estimasi parameter terhadap model regresi linier memiliki pengaruh yang signifikan, sehingga model dapat digunakan untuk analisis *time series*.

4.5 Residual Regresi

Selanjutnya menghitung residual regresi yang kemudian digunakan sebagai variabel pada analisis time series. Berdasarkan output *software R 3.5.2* dan Persamaan (4) dapat diperoleh residual (Z_t) dari model regresi linier.

4.6 Plot Time Series Z_t

Plot *time series* dari data Z_t yang dihasilkan menggunakan *softwareR 3.5.2* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot *Time Series*Z_t

Berdasarkan Gambar 2 dapat diidentifikasi bahwa data Z_t memiiki pola *trend* sehingga disimpulkan bahwa data belum stasioner.

4.7 Uji Stasioneritas

4.7.1 Uji Stasioneritas dalam Varian

Kestasioneran dalam varian untuk Z_t diuji menggunakan transformasi *Box-Cox*. Menggunakan fungsi *BoxCox.lambda* dari *software R 3.5.2* diperoleh output estimasi lambda (λ) sebesar 0,9999339. Nilai tersebut mendekati satu sehingga dapat disimpulkan bahwa data Z_t sudah stasioner dalam varian. Data Z_t digunakan untuk tahapan selanjutnya.

4.7.2 Uji Stasioneritas dalam Mean

Berdasarkan sintaks dan output *software R 3.5.2*, diperoleh nilai P_{value}sebesar 0,5981 artinya gagal tolak H_0, sehingga dapat disimpulkan bahwa data Z_t belum stasioner dalam mean. Selanjutnya dilakukan pembedaan (*differencing*) pada data Z_t. Berdasarkan sintaks dan output *software R 3.5.2*, diperoleh nilai P_{value}sebesar 0,01528 artinya H_0 ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa setelah dilakukan pembedaan derajat 1 pada data Z_t sudah stasioner dalam mean.

4.8 Identifikasi Model RegARIMA

Model RegARIMA yang mungkin ditentukan berdasarkan plot ACF dan PACF adalah sebagai berikut:

1. RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$
2. RegARIMA (1,1,0) $(0,0,1)^{12}$
3. RegARIMA (2,1,1) $(0,0,1)^{12}$
4. RegARIMA (2,1,0) $(0,0,1)^{12}$
5. RegARIMA (3,1,1) $(0,0,1)^{12}$
6. RegARIMA (3,1,0) $(0,0,1)^{12}$
7. RegARIMA (11,1,1) $(0,0,1)^{12}$
8. RegARIMA (11,1,0) $(0,0,1)^{12}$
9. RegARIMA (0,1,1) $(0,0,1)^{12}$
10. RegARIMA (1,1,1)
11. RegARIMA (1,1,0)
12. RegARIMA (2,1,1)
13. RegARIMA (2,1,0)
14. RegARIMA (3,1,1)
15. RegARIMA (3,1,0)
16. RegARIMA (11,1,1)
17. RegARIMA (11,1,0)
18. RegARIMA (0,1,1)

4.9 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model RegARIMA

Pada taraf signifikansi 5% yang signifikansi adalah RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$, RegARIMA (1,1,0) $(0,0,1)^{12}$, RegARIMA (2,1,0) $(0,0,1)^{12}$, RegARIMA (3,1,0) $(0,0,1)^{12}$, RegARIMA (0,1,1) $(0,0,1)^{12}$, RegARIMA (1,1,0), RegARIMA (2,1,0), RegARIMA (3,1,0), RegARIMA (11,1,0), dan RegARIMA (0,1,1). Model-model tersebut akan dianalisis lebih lanjut dengan menguji *white noise* residual dari masing-masing modelnya.

4.10 Uji White Noise Residual Model RegARIMA

Tabel 6. Uji *White Noise* Residual Model RegARIMA

Model	Analisis	Keputusan
RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$	Semua $P_{value} > \alpha$	Gagal tolak H_0
RegARIMA (1,1,0) $(0,0,1)^{12}$	Ada beberapa $P_{value} < \alpha$	Tolak H_0
RegARIMA (2,1,0) $(0,0,1)^{12}$	Ada beberapa $P_{value} < \alpha$	Tolak H_0
RegARIMA (3,1,0) $(0,0,1)^{12}$	Ada beberapa $P_{value} < \alpha$	Tolak H_0
RegARIMA (0,1,1) $(0,0,1)^{12}$	Ada beberapa $P_{value} < \alpha$	Tolak H_0
RegARIMA (1,1,0)	Semua $P_{value} < \alpha$	Tolak H_0
RegARIMA (2,1,0)	Semua $P_{value} < \alpha$	Tolak H_0
RegARIMA (3,1,0)	Semua $P_{value} < \alpha$	Tolak H_0
RegARIMA (11,1,0)	Semua $P_{value} > \alpha$	Gagal tolak H_0
RegARIMA (0,1,1)	Ada beberapa $P_{value} < \alpha$	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 6, dapat disimpulkan bahwa model RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$ dan RegARIMA (11,1,0) residualnya memenuhi asumsi *white noise*.

4.11 Uji Normalitas Residual Model RegARIMA

Tabel 7. Uji Normalitas Residual Model RegARIMA

Model	*Jarque Bera*	P_{value}	Keputusan
RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$	71,436	3,331e-16	Tolak H_0
RegARIMA (11,1,0)	41,812	8,329e-10	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 7, dapat disimpulkan bahwa tidak ada model RegARIMA yang memenuhi asumsi normalitas. Asumsi normalitas residual tidak sepenting uji *white noise* dari residual, sehingga dapat diabaikan dan dilanjutkan dengan pemilihan model terbaik (Rosadi, 2012).

4.12 Pemilihan Model RegARIMA Terbaik

Tabel 8. Nilai AIC Model RegARIMA

Model	Nilai AIC
RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$	1524,65
RegARIMA (11,1,0)	2514,52

Berdasarkan Tabel 8, dapat disimpulkan bahwa RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$ merupakan model terbaik karena memiliki nilai AIC terkecil dibandingkan dengan model RegARIMA yang lainnya.

Model RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$adalah sebagai berikut:

$$Y_t = 4447851X_t + 0{,}7047Z_{t-1} + 0{,}2953\ Z_{t-2} + a_t + 0{,}9119\ a_{t-1} - 0{,}5963a_{t-12} - 0{,}5438a_{t-13} \quad (18)$$

4.13 Peramalan

Model akhir yang digunakan untuk peramalan yaitu, model RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$ pada Persamaan (18) maka dihasikan *forecasting* selama 12 periode sebagai berikut:

Tabel 9. Peramalan Z_t

t	i	Waktu	F_i
85	1	Januari 2018	3416554
86	2	Februari 2018	2808461
87	3	Maret 2018	2652622
88	4	April 2018	3123396
89	5	Mei 2018	3142264
90	6	Juni 2018	5636489
91	7	Juli 2018	4482728
92	8	Agustus 2018	2676048
93	9	September 2018	3464939
94	10	Oktober 2018	2747927
95	11	November 2018	2355720
96	12	Desember 2018	3052626

4.14 Nilai sMAPE

Berdasarkan Persamaan (17), diperoleh nilai sMAPE sebesar 0,23298 atau 23,298%.

4.15 Interpretasi

Berdasarkan hasil peramalan pada Tabel 9, peningkatan jumlah wisatawan yang berkunjung ke objek wisata yang di Jawa Tengah terbesar terjadi pada Juni 2018 yaitu 5.636.489 orang. Hal ini bertepatan dengan adanya hari raya Idul Fitri yang jatuh pada tanggal 15 Juni 2018. Kesimpulannya adalah peramalan dengan variasi kalender Islam menggunakan RegARIMA berhasil menangani efek *moving hoiday* yang terdapat pada data jumlah wisatawan yang berkunjung ke objek wisata yang ada di Jawa Tengah tahun 2011-2017.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang teah dilakukan maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Data jumlah wisatawan yang berkunjung ke objek wisata yang ada di Jawa Tengah pada tahun 2011-2017 diidentifikasi terdapat pola *trend* dan pola musiman dengan periode yang berbeda disetiap tahunnya.
2. Model RegARIMA mampu menghilangkan efek kalender pada data jumlah wisatawan yang berkunjung ke objek wisata yang ada di Jawa Tengah, dimana data tersebut mengandung efek *moving holiday* dengan model terbaik yaitu RegARIMA (1,1,1) $(0,0,1)^{12}$.
3. Peramalan jumlah wisatawan yang berkunjung ke objek wisata yang ada di Jawa Tengah untuk periode Januari 2018 sampai Desember 2018 dilakukan menggunakan model RegARIMA terbaik. Hasil peramalan menunjukkan peningkatan jumlah wisatawan yang berkunjung ke objek wisata yang di Jawa Tengah terbesar terjadi pada Juni 2018 yaitu 5.636.489 orang. Hal ini bertepatan dengan adanya hari raya Idul Fitri yang jatuh pada tanggal 15 Juni 2018. Nilai sMAPE yang diperoleh adalah sebesar 0,23298 atau 23,298%.

DAFTAR PUSTAKA

Aswi & Sukarna. 2006. *Analisis Deret Waktu Teori dan Aplikasi.*Makassar: Andira Publisher.

Bell, W. R. & Hillmer, S. C. 1983. *Modeling Time Series with Calendar Variation*. Journal of Business and Economic Statistic: Hal. 526-534.

Dinas Kepemudaan, Olahraga, dan Pariwisata (Disporapar). 2017. *Statistik Pariwisata Jawa Tengah 2017.*Semarang: Dinas Kepemudaan, Olahraga, dan Pariwisata Provinsi Jawa Tengah.

Kabasarang, D. C., Setiawan, A. & Susanto, B. 2012. *Uji Normalitas Menggunakan Statistik Jarque-Bera Berdasarkan Metode Bootstrap.*Salatiga.

Makridakis, S., & Hibon, M. 2000. *The M3-Competition: Result, Conclusions and Implications.*International Journal of Forecasting, Vol. 16, Hal: 451-476.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C. & McGee, V. E. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua Jilid I.*Jakarta: Erlangga.

Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews.*Yogyakarta: ANDI.

Sarhani, M. & Afia, A. E. 2014. *An Extension of X-13-ARIMA-SEATS to Forecast Islamic Holiday Effect on Logistic Activities.*Journal of IEEE.

Sekretariat Jenderal DPR RI.31 Mei 2019. *Pariwisata Berikan Kontribusi pada Pendapatan Negara*. Dewan Perwakilan Rakyat Republik Indonesia.

Shuja', N., Lazim, M. A. & Wah, Y. B. 2007. *Moving Holiday Effects Adjustment for Malaysian Economic Time Series.*Department of Statistics Malaysia, Vol. 1, Hal: 35-50.

Time Series Research Staff Division Room 3000-4 U.S Census Bureau. 2011. *X-12-ARIMA Reference Manual Version 0.3.*Washington DC: U.S Census Bureau.

Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Method.*New York: Person Education Inc.