PERAMALAN KUNJUNGAN WISATAWAN KE ULUWATU DENGAN MENGGUNAKAN MODEL *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*

Tri Tanami Sukraini

Jurusan Administrasi Niaga Politeknik Negeri Bali
Jln. Kampus Bukit Jimbaran, Bali
Telp. +62 361 701981 Fax. +62 361 701128
Email: tritanami@pnb.ac.id

Abstrak: Ramalan jumlah kunjungan wisatawan yang datang ke dalam suatu daerah tujuan wisata sangat diperlukan oleh pelaku bisnis wisata untuk perencanaan bisnis mereka. Tujuan penelitian ini adalah membuat model dan memperoleh hasil peramalan jumlah kunjungan wisatawan pada beberapa periode ke depan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Box-Jenkins dengan pendekatan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Langkah pertama yang dilakukan dengan cara melihat kestasioneran data, selanjutnya mengidentifikasi model dari *correlogram* ACF dan PACF. Dari *correlogram* tersebut dapat dibentuk model ARIMA sementara dan dilakukan *overfitting*. Langkah berikutnya yaitu penaksiran dan estimasi parameter model. Selanjutnya langkah akhir adalah pemeriksaan diagnostik dengan melihat nilai residual dan normalitas. Hasil akhir menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,0) tanpa konstanta adalah model yang terbaik dalam meramalkan kunjungan wisatawan.

Kata-kata kunci: *ARIMA, Metode Box-Jenkins, Peramalan.*

Tourists Visit Prediction In Uluwatu Using Autoregressive Integrated Moving Average Model

Abstract: *Predicting the number of tourists coming to tourism destination is required by tourism businesses to plan their business. The purpose of this research is to create a model and know the results of predicting the number of tourists visit for several periods into the future. The method used in this research is the Box-Jenkins with Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model approach. The first step is look at the stationary data and identify the model of the ACF and PACF correlogram. The temporary ARIMA model are formed from the correlogram and then to be overfitted. The next step is to measure and estimate the model parameters.The final step is to conduct diagnostic examination by looking at residual value and normality. The final result shows that the ARIMA (1,1,0) without constant is the best model in predicting the tourist visits.*

Keywords: *ARIMA, Box-Jenkins method, prediction.*

I. PENDAHULUAN

Sektor pariwisata berperanan penting dalam perekonomian Indonesia. Pariwisata menjadi sektor unggulan bagi perekonomian daerah Bali. Hal ini dapat dilihat dari data Badan Pusat Statistik Bali, pertumbuhan ekonomi Bali lebih banyak ditunjang oleh lapangan usaha penyediaan akomodasi. Pada tahun 2014 jumlah kunjungan wisatawan yang datang mencapai 3,77 juta orang, Meningkat seikitar 14,89 persen dari tahun sebelumnya [2]. Usaha untuk pengembangan pariwisata yang terarah dan tepat sangat diperlukan. Oleh karenanya. pihak-pihak yang terkait telah berupaya meningkatkan kegiatan pemasaran, perbaikan berbagai fasilitas dan pelayanan yang diperlukan wisatawan.

Contohnya, objek wisata kawasan Uluwatu yang terletak di wilayah Bali Selatan, kini menjadi salah satu tujuan wisata andalan di Bali. Selain panorama yang indah, Uluwatu juga menghadirkan pementasan Tari Kecak yang menjadi salah satu seni budaya yang dikagumi pengunjung. Pihak pengelola kawasan Uluwatu bersama-sama dengan pemerintah, dan pelaku bisnis pariwisata lainnya telah berupaya meningkatkan pelayanan dan melakukan perbaikan fasilitas. Namun, kedatangan jumlah wisatawan yang bersifat fluktuatif menjadi kendala pihak terkait dalam mengambil suatu tindakan.

Untuk membuat suatu perencanaan yang cermat, pihak terkait memerlukan gambaran tentang pola kujungan wisatawan ke Uluwatu. Penelitian ini bertujuan membuat model peramalan kunjungan wisatawan ke kawasan wisata Uluwatu.

Peramalan merupakan alat bantu yang penting dalam suatu perencanaan agar dapat mengambil suatu tindakan yang tepat. Dalam suatu peristiwa, peramalan diperlukan untuk menetapkan kapan suatu peristiwa akan terjadi atau timbul, sehingga tindakan yang tepat dapat dilakukan.

Data masa lampau yang telah dikumpulkan secara teratur (baik dalam bentuk harian, minggu, bulan, tahun dan sebagainya) dianalisis menggunakan teknik peramalan yang tepat. Hasilnya dapat dijadikan acuan untuk peramalan nilai di masa yang akan datang.

Hal pokok yang harus diperhatikan dalam proses peramalan adalah pengumpulan data yang relevan dan pemilihan teknik peramalan yang tepat. Peramalan haruslah dapat memanfaatkan data yang diperoleh semaksimal mungkin. Apabila kedua hal ini dapat terpenuhi, proses peramalan akan memperoleh hasil yang akurat dan bermanfaat.

Makridakis *et al* [1] menjelaskan bahwa model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan metode yang diterapkan untuk analisis deret berkala, peramalan dan pengendalian. Model ARIMA secara penuh mengabaikan variabel bebas dalam pembuatan peramalan.

Notasi yang diusulkan Box-Jenkins [3] dalam buku mereka *"Time Series Analysis : Forecasting and Control* " (San Fransisco : Holden-Day,1976) adalah ARIMA (*p*,*d*,*q*) dengan:

AR : *p* = orde dari proses autoregresif
I : *d* = tingkat pembedaan (berhubungan dengan stasioneritas)
MA : *q* = orde dari proses rata – rata bergerak

Model Box-Jenkins (ARIMA) dibagi ke dalam 3 kelompok, yaitu model *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), dan model campuran ARIMA (*autoregressive moving average*) yang mempunyai karakteristik dari dua model pertama.

a. *Autoregressive Model* (AR)

Bentuk umum model *autoregressive* dengan ordo *p* (AR(*p*)) atau model ARIMA (*p*,0,0) dinyatakan sebagai berikut:

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

dengan:

Z_t = pengamatan *Z* pada waktu ke-*t*

Z_{t-i} = pengamatan *Z* pada waktu ke-*t*-*i*, dengan *i* = 1,2,…,*p*

μ = suatu konstanta

$\phi_1, \phi_2, \cdots \phi_p$ = parameter autoregresif (AR)

e_t = nilai error pada waktu ke-*t* dengan distribusi *white noise* $\left(0, \sigma^2\right)$.

Dengan menggunakan operator *backward shift* pada proses AR (p), maka proses AR(p) dapat ditulis sebagai berikut :

$$Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_2 Z_{t-2} - \cdots - \phi_p Z_{t-p} = e_t$$

$$Z_t - \phi_1 B Z_t - \phi_2 B^2 Z_t - \cdots - \phi_0 B^p Z_t = e_t$$

$$\left(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p\right) Z_t = e_t$$

$$\phi_p(B) Z_t = e_t \quad (2)$$

dengan $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p)$

Untuk fungsi autokorelasi dan autokorelasi parsial pada model AR(p) yaitu:

- Fungsi autokorelasi akan turun secara eksponensial
- Fungsi autokorelasi parsial : $\phi_{kk} = 0, k > p$

Autokorelasi parsial akan nol setelah lag *p*

b. *Moving Average Model* (MA)

Bentuk umum model *moving average* orde *q* (MA(*q*)) atau model ARIMA (0,0,*q*) dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (3)$$

dengan:

Z_t = pengamatan *Z* pada waktu ke-*t*

μ = suatu konstanta

$\theta_1, \theta_2, \cdots \theta_q$ = parameter moving average (MA)

e_t = nilai error pada waktu ke-*t* dengan distribusi *white noise* $\left(0, \sigma^2\right)$

Untuk fungsi autokorelasi dan autokorelasi parsial pada model MA(*q*) yaitu:

- Fungsi Autokorelasi
  Autokorelasi akan nol setelah lag
- Fungsi Autokorelasi Parsial
  Kurva fungsi autokorelasi parsial akan turun secara eksponensial

c. Model campuran

i. Proses ARMA

Model ARMA:

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (4)$$

dimana,

Z_t = pengamatan *Z* pada waktu ke-*t*

Z_{t-i} = pengamatan *Z* pada waktu ke-*t*-*i*, dengan *i* = 1,2,…,*p*

$\phi_1, \phi_2, \cdots \phi_p$ = parameter autoregresif (AR)

$\theta_1, \theta_2, \cdots \theta_q$ = parameter *moving average* (MA)

e_t = nilai error pada waktu ke-*t* dengan distribusi *white noise* $\left(0, \sigma^2\right)$

ii. Proses ARIMA

Model ARIMA (*p*,*d*,*q*) model peramalan nonstasioner yang setelah diambil selisih dari lag tertentu akan dilakukan *differencing* menjadi stasioner yang mempunyai model autoregresif orde *p* dan *moving average orde q*. Model

ARIMA (p,d,q) dengan *differencing* orde d dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \mu + \theta_q(B)e_t \quad (5)$$

dimana:

$\phi_p(B) = (1-\phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p)$ = operator dari AR

$\theta_q(B) = (1-\theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q)$ = operator dari MA

Variasi model ARIMA tidak terbatas jumlahnya. Model umum,yang mencakup seluruhnya dikenal dengan ARIMA (p,d,q). Metode Box-Jenkins hanya dapat diterapkan, menjelaskan, atau mewakili data yang stasioner atau telah dijadikan stasioner. Suatu data runtun waktu dikatakan stasioner jika mempunyai *mean* dan variansi dari runtun waktu tersebut yang tidak dipengaruhi oleh berubahnya waktu pengamatan.

Data runtun waktu yang stasioner mempunyai kecenderungan bergerak di sekitar rata-rata yang apabila digambarkan terhadap waktu akan melewati sumbu rata-rata [1]. Pada kenyataannya, data runtun waktu lebih banyak bersifat tidak stasioner. Jika data tidak stasioner maka metode yang digunakan untuk membuat data stasioner adalah *differencing* untuk data yang tidak stasioner dalam rata-rata dan proses transformasi untuk data yang tidak stasioner dalam variansi [4].

Analisis *time series* dengan metode ARIMA *Box-Jenkins* ini terdiri atas empat tahapan, yaitu identifikasi model, penaksiran parameter, pemeriksaan diagnostik dan peramalan. Berikut penjelasan dari masing-masing tahapan tersebut.

1. *Identifikasi Model*

Pengujian visual dari suatu plot deret berkala seringkali cukup meyakinkan bahwa data tersebut adalah stasioner atau tidak stasioner demikian pula plot autokorelasi dapat dengan mudah memperlihatkan ketidakstasioneran. Nilai-nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun secara cepat menuju nol (turun sampai nol sesudah time-lag kedua atau ketiga), sedangkan untuk data yang tidak stasioner akan turun menuju nol secara lamban. Untuk pengujian secara inferensi dapat digunakan uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*).

Prosedur pengujian unit root dengan ADF test sebagai berikut:

Model AR(1) :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + e_t, -1 < \phi_1 < 1$$

$$Z_t - Z_{t-1} = \phi_1 Z_{t-1} - Z_{t-1} + e_t$$

$$\Delta Z_t = (\phi_1 - 1) Z_{t-1} + e_t$$

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + e_t \quad (6)$$

Model AR(2) :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + e_t$$

$$Z_t - Z_{t-1} - Z_{t-2} = \phi_1 Z_{t-1} - Z_{t-1} - Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} - Z_{t-2} + e_t$$

$$\Delta Z_t = (\phi_1 - 1) Z_{t-1} + (\phi_2 - 1) Z_{t-2} + e_t$$

$$\Delta Z_t = \delta_1 Z_{t-1} + \delta_2 Z_{t-2} + e_t \quad (7)$$

Dari persamaan tersebut diperoleh hipotesis :

$H_0 = \delta = 0$ (data tidak stasioner)

$H_1 = \delta \neq 0$ (data stasioner)

H_0 ditolak jika |ADF Test Statistic| > |Critical Value| untuk nilai α tertentu (1%, 5%, 10%).

Rosadi [5] menjelaskan bahwa stasioneritas dari data dapat dilihat juga dari bentuk *Auto Correlation Function* (ACF) dan *Partial Correlation Function* (PACF). Tabel 1 menunjukkan rangkuman sifat-sifat ACF/PACF.

Tabel 1.
Rangkuman sifat-sifat ACF/PACF

Proses	ACF	PACF
White noise	Tidak ada yang melewati batas interval pada lag>0	Tidak ada yang melewati batas interval pada lag>0
AR (p)	Meluruh menuju nol secara eksponensial	Di atas batas interval maksimum sampai lag ke p dan di bawah batas pada lag > p
MA(q)	Di atas batas interval maksimum sampai lag ke q dan di bawah batas pada lag > q	Meluruh menuju nol secara eksponensial
ARMA(p,q)	Meluruh menuju nol secara eksponensial setelah lag *q*	Meluruh menuju nol secara eksponensial setelah lag *p*

2. *Estimasi Parameter*

Setelah model sementara suatu deret berkala teridentifikasi, langkah selanjutnya adalah mencari estimasi terbaik atau paling efisien untuk parameter-parameter dalam model tersebut. Estimasi parameter dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Least*

Square.

Wei [6] mengatakan bahwa metode *Least Square* merupakan suatu metode dengan meminimalkan nilai jumlah kuadrat dari selisih nilai aktual (data sebenarnya) dengan nilai ramalan. Dalam pemodelan, juga dilakukan analisis *overfitting*, yaitu mengkaji dan menganalisis model *time series* yang memiliki order lebih tinggi daripada model yang telah teridentifikasi.

3. *Diagnostic Checking*

Uji diagnostik yaitu memeriksa atau menguji apakah model telah dispesifikasi secara benar atau telah dipilih *p*, *d* dan *q* yang benar. Cara yang sebaiknya digunakan untuk memeriksa model adalah dengan mempelajari nilai sisa (*residual*) untuk melihat apakah masih terdapat beberapa pola yang belum diperhitungkan. Nilai sisa (galat) yang tertinggal sesudah dilakukan pencocokan model ARIMA diharapkan hanya merupakan gangguan acak. Oleh karena itu, apabila autokorelasi dan parsial dari nilai sisa diperoleh, diharapkan akan ditemukan (i) tidak ada autokorelasi yang nyata, artinya tidak ada korelasi di antara serangkaian galat observasi (residual) yang berurutan menurut waktu, (ii) residual bersifat homokedastis, artinya variansi residual konstan, dan (iii) residual berdistribusi normal.

Untuk memilih model terbaik di antara model-model yang memenuhi uji diagnostic. Alat yang biasanya digunakan untuk pemilihan model biasanya didasarkan pada kesalahan/*error*. Jika Z_t merupakan data actual untuk period ke I dan F_t merupakan prediksi/peramalan pada periode ke-i maka kesalahan/*error* didefinisikan sebagai :

$$e_i = Z_i - F_i \tag{8}$$

Jika terdapat nilai pengamatan dan ramalan untuk n periode waktu maka akan terdapat n kesalahan/*error*. Kriteria pemilihan model berdasarkan ukuran tingkat keslahan/error tersebut dapat didefinisikan antara lain berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC).

$$AIC = n \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + 2k. \tag{9}$$

dimana k adalah jumlah parameter yang ada di dalam model (*p*+*q*+1), *n* adalah jumlah data dan SSE (*Sum of Squared Error*) yang dapat diestimasi dari jumlah kuadrat semua nilai residual. Ukuran kriteria informasi lainnya yaitu *Schwarz's Bayesian Criterion* (SBC). Semakin kecil nilai AIC dan SBC maka semakin baik modelnya.

$$SBC = n \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + k \ln(n). \tag{10}$$

4. *Peramalan*

Setelah diperoleh model yang memadai, maka model tersebut dapat digunakan untuk melakukan peramalan untuk periode waktu selanjutnya. Menurut Wei [6] apabila diketahui *n* adalah periode awal peramalan, *l* adalah ukuran langkah ke depan (*l*-step), dan $\hat{Z}_n(l)$ adalah peramalan pengamatan *Z* pada periode waktu ke *n* + *l* (Z_{n+l}), dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\hat{Z}_n(l) = E\left(Z_{n+l} \mid Z_n, Z_{n-1}, \cdots\right) \tag{11}$$

Sehingga jika diberikan :

$$\psi(B) = \phi(B)(1-B)^d = \left(1 - \psi_1 B - \cdots - \psi_{p+d} B^{p+d}\right) \tag{12}$$

Maka persamaan model ARIMA (*p*,*d*,*q*) dapat di sederhanakan menjadi :

$$\left(1 - \psi_1 B - \cdots - \psi_{p+d} B^{p+d}\right) Z_t = \left(1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q\right) e_t, \tag{13}$$

Untuk t = n + l, diperoleh :

$$Z_{n+l} = \psi_1 Z_{n+l-1} + \cdots + \psi_{p+d} Z_{n+l-p-d} + e_{n+l} - \theta_1 e_{n+l-1} - \cdots - \theta_q e_{n+l-q} \tag{14}$$

Sehingga nilai peramalan Z_{n+l} dengan *n* adalah periode awal peramalan dan *l* adalah ukuran langkah kedepan (*l*-step), yaitu:

$$\begin{aligned}\hat{Z}_n(l) &= \psi_1 \hat{Z}_n(l-1) + \cdots + \psi_{p+d} \hat{Z}_n(l-p-d) + \hat{e}_n(l) - \theta_1 \hat{e}_n(l-1) \\ &\quad - \cdots - \theta_q \hat{e}_n(l-q),\end{aligned} \tag{15}$$

dimana,

$$\begin{aligned}
\hat{Z}_n(j) &= E\left(Z_{n+j} \mid Z_n, Z_{n-1,\cdots}\right), & j &\geq 1, \\
\hat{Z}_n(j) &= Z_{n+j}, & j &\leq 0, \\
\hat{e}_n(j) &= 0, & j &\geq 1, \\
\hat{e}_n(j) &= Z_{n+j} - \hat{Z}_{n+j-1}(1) = e_{n+j}, & j &\leq 0.
\end{aligned}$$

Beberapa peneliti telah menggunakan metode Box-Jenkins dengan pendekatan model ARIMA dalam peramalan. Rahmi [7] meneliti tentang peramalan jumlah wisatawan mancanegara yang masuk melalui pintu kedatangan Bandara Soekarno Hatta dan Bandara Juanda. Model ini digunakan karena ada faktor eksternal yaitu krisis politik Thailand yang mendorong wisatawan mengalihkan perjalanannya ke Indonesia. Terjadi peningkatan jumlah kunjungan wisatawan ke Indonesia. Hasil analisis menunjukkan bahwa model ARIMA yang diperoleh adalah ARIMA $(1,1,0)(0,1,1)^{12}$ dan model ini sesuai untuk data jumlah kunjungan yang masuk melalui Bandara Soekarno Hatta dan Bandara

Juanda. Pengunjung wisatawan dari Malaysia menduduki peringkat teratas yang terbanyak masuk ke Indonesia melalui bandara Soekarno Hatta dan Bandara Juanda.

Miftahurrohmah [8] meneliti peramalan kunjungan wisatwan bahari Lamongan dengan menggunakan ARIMA. Model yang diperoleh dengan niai MAD (Mean Absolute Deviation) dan MAPE (Mean Absolute Percentage Error) terkecil adalah model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$. Hasil penelitian menunjukkan penurunan jumlah pengunjung pada bulan Agustus dan peningkatan jumlah pengunjung diperkirakan akan naik sangat sedikit pada bulan Juni dan September.

Sulistyawati [9] meneliti peramalan jumlah pengunjung domestik dan macanegara di Maharani Zoo & Goa menggunakan ARIMA Box-Jenkins. Berdasarkan data yang ada pengunjung domestik paling banyak pada bulan Juni 2009 dan pengunjung mancanegara pada bulan Desember 2013. Dari data tersebut diperoleh model terbaik untuk pengunjung domestik adalah ARIMAX $(1,0,0)(0,1,1)^{12}$ dan pengunjung mancanegara adalah ARIMA (0, 1, 1). Hasil ramalan menunjukkan jumlah pengunjung domestik pada tahun 2014 diperkirakan paling tnggi pada bulan Mei dan jumlah pengunjung paling rendah pada bulan Juli. Peramalan jumlah pengunjung mancanegara pada tahun 2014 paling tinggi diperkirakan pada bulan Januari dan untuk bulan-bulan selanjutnya jumlah pengunjung tetap.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk jenis analisis *time series* dengan metode ARIMA *Box-Jenkins*. Metode ini terdiri atas empat tahapan, yaitu identifikasi, penaksiran (*estimation*) parameter, pemeriksaan diagnostik (*diagnostic checking*) dan peramalan (*forecasting*) sebagaimana telah dijelaskan pada bagian sebelumnya. Penelitian ini menggunakan variabel terikat (24 data) dan variabel tersebut menjadi masukan dalam proses peramalan.

Data yang digunakan adalah kunjungan wisatawan ke kawasan wisata Uluwatu mulai tahun Januari 2013 – Desember 2014 (data bulanan). Data Januari hingga April 2015 digunakan sebagai perbandingan terhadap hasil peramalan. Data diperoleh dari Kantor Desa Adat Pecatu Kuta Selatan Propinsi Bali.

Input data yang diperoleh dilihat pola data dan diidentifikasi kestasionerannya. Setelah data dikatakan stasioner dalam *mean* dan variansi, kemudian dilakukan identifikasi plot ACF dan PACF yang dilihat dari *plot correlogram* untuk membentuk model awal. Selanjutnya dilakukan *overfitting* terhadap model sebagai salah satu langkah untuk membandingkan model satu dengan yang lainnya demi mendapatkan model yang memberikan hasil prediksi yang dianggap baik dan kemudian melakukan uji signifikansi parameter dan uji kelayakan model. Bagian terakhir dari penelitian ini adalah menghitung nilai peramalan jumlah kunjungan wisatawan ke Uluwatu untuk 4 bulan kedepan (Januari 2015 – April 2015).

III.HASIL DAN PEMBAHASAN

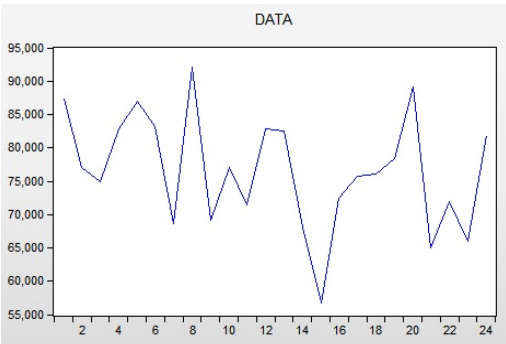
3.1 Plot Data dan Menstasionerkan Data

Langkah pertama yang dilakukan dalam proses pembentukan model yaitu melihat kestasioneran data. Data yang digunakan adalah data jumlah kunjungan wisatawan ke Uluwatu dari Januari 2013 hingga Desember 2014 (24 bulan).

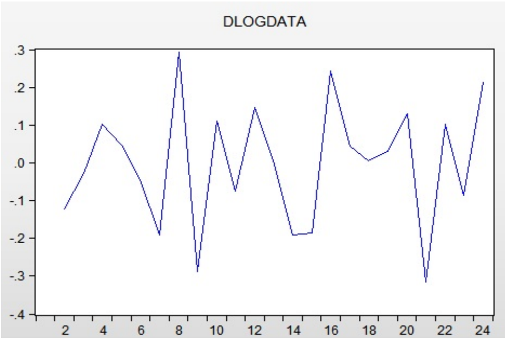
Tabel 2.
Data Aktual Jumlah Kunjungan Wisatawan ke Uluwatu

Bulan	Tahun 2013	Tahun 2014
Januari	87,237	82565
Pebruari	77,117	68190
Maret	74,912	56708
April	82,880	72413
Mei	86,903	75666
Juni	83,212	76027
Juli	68,683	78402
Agustus	92,082	89181
September	69,108	65081
Oktober	77,109	71993
Nopember	71,450	65972
Desember	82,833	81886

Tampak data asli tidak stasioner (gambar 1a) di mana data tidak berfluktuasi stabil atau data tidak berfluktuasi disekitar titik nol sehingga dapat dikatakan data tidak stasioner dalam *mean* dan variansi. Untuk menstasionerkannya maka dilakukan *differencing* (satu kali) dan transformasi kemudian di buat kembali plotnya (gambar 1b).



Gambar 1a. Plot data



Gambar 1b. Plot data setelah ditansformasi

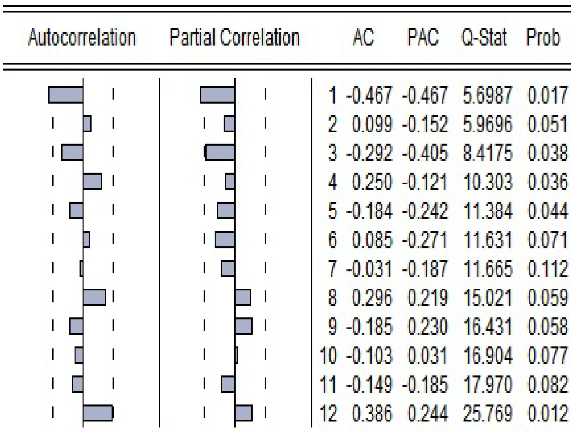
Terlihat bahwa data telah stasioner dalam *mean* dan variansi, untuk memastikannya lagi dilakukan dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), dimana nilai |ADF test| > |critical value| (Tabel 3).

Tabel 3.
Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-7.509882	0.0000
Test critical values:	1% level	-3769597	
	5% level	-3.004861	
	10% level	-2.642241	

3.2 Identifikasi Plot ACF dan PACF

Setelah data dikatakan stasioner dalam *mean* dan variansi, maka kemudian dilakukan identifikasi plot ACF dan PACF yang dilihat dari *plot correlogram* (Gambar 2). Dari plot terlihat plot ACF dan PACF pada pengamatan lag awal, lag yang keluar batas signifikansi adalah lag ke-1, hal ini menunjukkan adanya proses AR(1) dan MA(1). Sebelumnya telah dilakukan *differencing* terhadap data sebanyak 1 kali, sehingga diperoleh model ARIMA sementara yaitu ARIMA (1,1,1) tanpa konstanta.



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.467	-0.467	5.6987	0.017
		2	0.099	-0.152	5.9696	0.051
		3	-0.292	-0.405	8.4175	0.038
		4	0.250	-0.121	10.303	0.036
		5	-0.184	-0.242	11.384	0.044
		6	0.085	-0.271	11.631	0.071
		7	-0.031	-0.187	11.665	0.112
		8	0.296	0.219	15.021	0.059
		9	-0.185	0.230	16.431	0.058
		10	-0.103	0.031	16.904	0.077
		11	-0.149	-0.185	17.970	0.082
		12	0.386	0.244	25.769	0.012

Gambar 2. Correlogram ACF dan PACF

3.3 Overfitting Model dan Estimasi Parameter

Model awal yang diperoleh adalah ARIMA (1,1,1) tanpa konstanta, maka dilakukan *overfitting* disekitar model sebagai salah satu langkah untuk membandingkan model satu dengan model lainnya demi mendapatkan model yang memberikan hasil prediksi yang dianggap baik. Kemudian dilakukan uji hipotesis untuk mengetahui apakah model-model tersebut lolos dalam uji signifikansi parameter atau tidak. Uji signifikan parameter dapat dilakukan dengan kriteria pengambilan keputusan sebagai berikut:

H_0 : Parameter = 0 (tidak signifikan)

H_1 : Parameter $\neq$ 0 (signifikan)

Tingkat signifikansi: α = 5%

Tingkat kritik : Prob ($\hat{\alpha}$)

Daerah kritik : H_0 ditolak jika probabilitas < α = 5%

Model yang mungkin dibentuk adalah seperti pada Tabel 4.

Tabel 4.
Overfitting model ARIMA (1,1,1)

ARIMA (1,1,1)C
ARIMA (1,1,0)
ARIMA (1,1,0) C
ARIMA (0,1,1)
ARIMA (0,1,1)C

Hasil uji signifikansi parameter dengan α = 5% untuk model awal dan model di sekitar model awal dirangkum dalam Tabel 5.

Tabel 5.
Hasil Uji Signifikansi Parameter

Model	C	AR(1)	MA(1)	Kesimpulan
ARIMA (1,1,1)	-	0.0003	0.0001	Lolos
	0.2582	0.6293	0.0000	Tidak lolos
ARIMA (1,1,0)	-	0.0171	-	Lolos
	0.9070	0.0199	-	Tidak lolos
ARIMA (0,1,1)	-	-	0.0000	Lolos
	0.3516	-	0.0000	Tidak lolos

Dari analisis di atas, model ARIMA (1,1,1) dengan konstanta, ARIMA (1,1,0) dengan konstanta dan ARIMA (0,1,1) dengan konstanta tidak lolos dalam uji signifikansi parameter karena mengandung parameter-parameter yang tidak signifikan sehingga model tidak layak digunakan.

Dari tabel uji signifikansi (Tabel 5) terdapat 3 model yang lolos uji signifikansi parameter yaitu model ARIMA (1,1,1) tanpa konstanta, ARIMA (1,1,0) tanpa konstanta, dan ARIMA (0,1,1) tanpa konstanta.

3.4 Analisis Residual dan Uji Kelayakan Model

Selanjutnya dilakukan analisis residual dari ke tiga model tersebut. Untuk hasil analisis residual, dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6.
Analisis Residual

Model	No autokorelasi	Homokedastisitas	Normalisasi
ARIMA (1,1,1)	Tidak ada lag yang keluar pada lag-lag awal	Tidak ada lag yang keluar pada lag-lag awal	Prob = 0.950011 > α = 0.05 (normalitas terpenuhi)
ARIMA (1,1,0)	Tidak ada lag yang keluar pada lag-lag awal	Tidak ada lag yang keluar pada lag-lag awal	Prob = 0.489882 > α = 0.05 (normalitas terpenuhi)
ARIMA (0,1,1)	Tidak ada lag yang keluar pada lag-lag awal	Tidak ada lag yang keluar pada lag-lag awal	Prob = 0.632237 > α = 0.05 (normalitas terpenuhi)

Untuk mendapatkan model terbaik akan dilakukan perbandingan ketiga model tersebut berdasarkan ukuran kebaikan model yang dirangkum dalam Tabel 7.

Tabel 7.
Ukuran Kebaikan Model

Model	AIC	SBC
ARIMA (1,1,1)	-2.173066	-2.073880
ARIMA (1,1,0)	-0.995346	-0.945754
ARIMA (0,1,1)	-1.384158	-1.334788

Terlihat pada Tabel 7 model yang termasuk baik berdasarkan perhitungan AIC dan SBC adalah model ARIMA (1,1,0) tanpa konstanta. Hal ini dapat dilihat dari nilai AIC dan SBC terkecil. Sehingga diperoleh model yang terbaik dari model lain yang mungkin terjadi adalah model ARIMA (1,1,0) tanpa konstanta.

3.7 Peramalan

Berdasarkan hasil analisis, model terbaik yang diperoleh yaitu ARIMA (1,1,0) tanpa konstanta yang diformulasikan sebagai berikut.

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi Z_{t-1} - \phi Z_{t-2} + e_t \tag{16}$$

dengan nilai parameter seperti pada Tabel 8.

Tabel 8
Nilai parameter ARIMA (1,1,0)

Variable	Coefficient	Std.Error	t-Statistic	Prob
AR(1)	-0.506208	0.195405	-2.590555	0.0171

Untuk $t = n + l$, dengan l adalah ukuran langkah kedepan (l-step) dan n adalah periode awal peramalan, berdasarkan persamaan (8) nilai peramalan pengamatan Z pada periode waktu ke $n + l$ untuk model ARIMA (1,1,0) tanpa konstanta adalah:

$$\hat{Z}_n(l) = \hat{Z}_n(l-1) + \phi \hat{Z}_n(l-1) - \phi \hat{Z}_n(l-2) + \hat{e}_n(l) \tag{17}$$

dengan nilai parameter ϕ adalah -0.506208.

Diperoleh hasil ramalan untuk 4 periode ke depan, yaitu Januari, Februari, Maret dan April 2015. Hasil peramalan dibandingan dengan data aktual yang diperoleh di Kantor Desa Adat Pecatu diperoleh nilai *Mean Square Error* (MSE) 32,313.95 (Tabel 9).

Tabel 9
Hasil Peramalan

Bulan	Aktual	Peramalan
Januari 2015	74,607	73,830
Februari 2015	86,859	77,908
Maret 2015	68,772	75,844
April 2015	74,952	76,889

Berdasarkan hasil peramalan, terlihat bahwa jumlah kunjungan wisatawan ke Uluwatu pada tahun 2015 akan mengalami penurunan pada bulan Januari 2015. Sehingga pihak manajemen Uluwatu harus mempersiapkan promosi atau event untuk menarik pengunjung lebih banyak.

Tetapi pengunjung pada bulan Februari 2015 mengalami kenaikan sehingga pihak manajemen Uluwatu harus meningkatkan kualitas pelayanan serta fasilitas yang memadai untuk memberikan rasa nyaman dan puas kepada pengunjung. Peningkatan wisatawan juga mengakibatkan pihak manajemen Uluwatu bersama pemerintah harus memikirkan jumlah tenaga kerja, lahan pakir yang memadai, dan pengaturan arus lalu lintas untuk menghindari terjadinya kemacetan.

Memodelkan data jumlah kunjungan wisatawan perlu dilakukan untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan. Hasil peramalan jumlah kunjungan wisatawan ini akan sangat dibutuhkan untuk para pelaku bisnis dalam mengantisipasi hal-hal yang terjadi. Sehingga segala kekurangan dapat diperbaiki dan kelebihan dapat ditingkatkan.

IV.KESIMPULAN

Diperoleh model terbaik untuk peramalan jumlah kunjungan wisatawan ke Uluwatu adalah model ARIMA (1,1,0) tanpa konstanta. Dengan nilai parameter AR(1) adalah -0.506208. Data ramalan dibandingan dengan data aktual dan diperoleh nilai MSE 32,313.95. Model ARIMA (1,1,0) tanpa konstanta cukup baik dalam meramalkan jumlah kedatangan wisatawan ke Uluwatu untuk 4 periode ke depan.

Untuk ke depannya diharapkan metode ini dapat memprediksi kunjungan wisatawan dalam periode waktu yang lebih panjang dan dapat digunakan untuk memprediksi kunjungan wisatawan baik di tempat wisata ataupun akomodasi wisata lainnya (hotel, tempat makan).

DAFTAR PUSTAKA

[1] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E., 1983. *Forecasting: Methods and Aplications*, Edisi Kedua, John Wiley dan Sons, New York.

[2] Badan Pusat Statistik Provinsi Bali., 2015. *Tinjauan Perekonomian Bali 2014*. Badan Pusat Provinsi Bali.

[3] Box, G.E.P., dan Jenkins, G.M., 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Revised Edition, Holden-Day San Fransisco.

[4] Box, P.E.G, Jenkins, G.M dan Reinsel C. G., 1994, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, New Jersey, Prentice Hall.

[5] Rosadi, D., 2012. *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*, Andi Offset, Yogyakarta.

[6] Wei, W.W.S., 1990. *Time Series Analysis: Univariate dan Multivariate Methods*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc. New York.

[7] Rahmi, Indira, 2012. *peramalan jumlah wisatawan mancanegara yang masuk melalui pintu kedatangan Bandara Soekarno Hatta dan Bandara Juanda*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

[8] Miftahurrohmah, Brina., 2013. *Peramalan Jumlah Pengunjung Wisata Bahari Lamongan dengan Metode ARIMA Box Jenkins*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

[9] Sulystiawati, Vivi Kusuma., 2014. *Peramalan Jumlah Pengunjung Domestik dan Mancanegara di Maharani Zoo & Goa Menggunakan ARIMA Box – Jenkin*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.