



PERBANDINGAN PERAMALAN MENGGUNAKAN METODE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS DAN ARIMA

Tias Safitri ✉, Nurkaromah Dwidayati, Sugiman

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia
Gedung D7 Lt. 1, Kampus Sekaran Gunungpati, Semarang 50229

Info Artikel

Sejarah Artikel:
Diterima Januari 2017
Disetujui Maret 2017
Diterbitkan Mei 2017

Kata Kunci:
Peramalan;
Exponential smoothing
Holt-Winters; ARIMA;
metode terbaik.

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui model peramalan terbaik dengan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA serta mengetahui perbandingan hasil peramalan dengan kedua metode tersebut sehingga diperoleh metode terbaik. Data yang digunakan penelitian ini adalah jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai Tahun 2010-2015. Data diperoleh dengan cara metode dokumentasi dengan pengumpulan data sekunder dan studi pustaka. Analisis data yang digunakan adalah metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA dengan nilai MSE dan MAPE terkecil. Hasil penelitian menunjukkan bahwa: (1) peramalan dengan metode *exponential smoothing Holt-Winters* menghasilkan model dengan nilai MSE 1436553590 dan MAPE 8,86198%; (2) peramalan dengan metode ARIMA menghasilkan model ARIMA (2,1,0)(0,1,1)₁₂ dengan transformasi logaritma dengan nilai MSE 1353169319 dan MAPE 9,40981%; dan (3) perbandingan peramalan lebih tepat menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters* daripada ARIMA karena menghasilkan nilai *error* lebih kecil daripada nilai *error* metode ARIMA.

Abstract

The purpose of this study was to determine the best method of forecasting models *Holt-Winters exponential smoothing* and *ARIMA* forecasting and compare the results with both methods in order to obtain the best method. The data used in this study is the number of foreign tourist arrivals to Bali Ngurah Rai Year 2010-2015. The data collected by the method of documentation by collecting secondary data and literature. The data analysis is the method of *Holt-Winter exponential smoothing* and *ARIMA* with MSE and MAPE smallest value. The results showed that: (1) the prediction using the method of *exponential smoothing Holt-Winter* produce model with a value of MSE 1436553590 and MAPE 8,86198%; (2) The *ARIMA* forecasting method produces ARIMA (2,1,0)(0,1,1)₁₂ with the transformation logarithms with MSE 1353169319 and MAPE 9,40981%; and (3) a more precise comparison of forecasting methods *Holt-Winters exponential smoothing* than *ARIMA* for produce an error value is less than the error method *ARIMA*.

How to Cite

Safitri T., Dwidayati N., & Sugiman. (2017). Perbandingan Peramalan Menggunakan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dan Arima. *Unnes Journal of Mathematics*, 6(1): 48-58.

PENDAHULUAN

Peramalan merupakan alat bantu yang penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien (Makridakis *et al.*, 1999). Peramalan merupakan suatu kegiatan untuk memprediksi kejadian di masa yang akan datang dengan menggunakan dan mempertimbangkan data dari masa lampau. Banyak metode dalam statistika yang dapat digunakan untuk peramalan suatu data *time series*, seperti metode *smoothing*, *Box-Jenkins*, ekonometrika, regresi, fungsi transfer dan sebagainya. Metode-metode tersebut diharapkan dapat mengidentifikasi data yang digunakan untuk meramalkan kondisi pada waktu yang akan datang sehingga *error*-nya menjadi seminimal mungkin.

Pemulusan eksponensial (*exponential smoothing*) merupakan metode peramalan yang digunakan untuk meramalkan masa yang akan datang dengan melakukan proses pemulusan (*smoothing*) dengan menghasilkan data ramalan yang lebih kecil nilai kesalahannya. Dalam pemulusan (*smoothing*) eksponensial terdapat satu atau lebih parameter pemulusan yang ditentukan secara eksplisit dan hasil pilihan menentukan bobot yang dikenakan pada nilai observasi (Makridakis *et al.*, 1999: 79).

Seringkali, dalam peramalan data *time series* menunjukkan perilaku yang bersifat musiman. Musiman didefinisikan sebagai kecenderungan data *time series* yang berulang setiap periode. Musiman adalah istilah yang digunakan untuk mewakili periode waktu yang berulang (Kalekar, 2004). Data musiman didefinisikan sebagai data dengan pola yang berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap. Data musiman berarti kecenderungan mengurangi pola tingkah gerak dalam periode musim, biasanya satu tahun. Runtun waktu musiman mempunyai karakteristik yang ditunjukkan oleh adanya korelasi beruntun yang kuat pada jarak semusim, yakni waktu yang berkaitan dengan banyak observasi per periode musiman.

Peramalan untuk data musiman dikembangkan dengan menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters*. Metode *Holt-Winters* adalah nama sebutan dari metode pemulusan eksponensial *triple* dimana dilakukan pemulusan tiga kali kemudian dilakukan peramalan. Metode *Holt-Winters* merupakan perluasan dari dua parameter *Holt*. Metode *Holt-Winters* yakni metode prediksi runtun waktu (*time series*) yang dapat menangani perilaku musiman (*seasonal*) pada sebuah data berdasarkan pada data masa lalu. Metode *exponential smoothing Holt-Winters* pernah digunakan oleh Hapsari (2013) dengan melakukan perbandingan

peramalan metode dekomposisi klasik, dimana metode *Holt-Winters* lebih baik dalam meramalkan tingkat pencemaran udara di Kota Bandung periode Januari 2003 sampai Desember 2012. Kelebihan dari metode *exponential smoothing Holt-Winters* adalah metode ini sangat baik meramalkan pola data yang berpengaruh musiman dengan unsur *trend* yang timbul secara bersamaan, metode yang sederhana dan mudah dimasukkan ke dalam praktek dan kompetitif terhadap model peramalan yang lebih rumit.

Seiring perkembangan teknologi yang semakin maju, menurut Bowerman dan Richard (1993) sebagaimana dikutip oleh Hermawan (2011) bahwa metode peramalan data *time series* telah banyak dikembangkan seperti metode ARIMA. ARIMA merupakan metode yang umum digunakan untuk memprediksi suatu data. Metode ARIMA memanfaatkan sepenuhnya data masa lalu dan sekarang untuk peramalan. (Anggriningrum *et al.*, 2013). *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan model peramalan yang menghasilkan ramalan-ramalan yang berdasarkan sintesis dari pola data secara historis. Metode ARIMA akan bekerja baik apabila data pada deret waktu yang digunakan bersifat dependen atau berhubungan satu sama lain secara statistik (Makridakis *et al.*, 1999). Metode ARIMA pernah digunakan oleh Hermawan (2011) dengan melakukan perbandingan peramalan dengan metode *Holt-Winters* dalam memprediksi anomali OLR pentad di kawasan barat Indonesia, dengan hasil peramalan metode ARIMA lebih baik. Kelebihan metode ARIMA adalah cocok digunakan untuk meramalkan data dengan sederhana dan pengaplikasian metode yang relatif mudah dalam menganalisis data yang mengandung pola musiman maupun *trend*, mengatasi masalah sifat keacakan bahkan sifat siklis data *time series* yang dianalisis.

Untuk mengetahui besarnya tingkat keakuratan ramalan yang dihasilkan, maka penulis menganalisa perbandingan peramalan menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA dengan menghitung kesalahan ramalan antara lain *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sehingga *error*-nya menjadi seminimal mungkin.

METODE

Penelitian ini merupakan termasuk metode penelitian operasional. Pada penelitian ini metode penelitian yang dilakukan dengan cara identifikasi masalah, perumusan masalah, studi pustaka, analisis

dan pemecahan masalah, tahapan penelitian dan penarikan kesimpulan. Identifikasi masalah dimulai dengan studi pustaka. Pada tahap ini dilakukan pencarian dan pengumpulan data sekunder dan memilih data sekunder yaitu mengambil data sampel yang dijadikan sebagai permasalahan yang dikaji dalam analisis pembahasan. Tahap fokus permasalahan dalam penelitian ini adalah penelitian menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA. Penelitian didukung oleh bantuan program Eviews dan Microsoft Excel.

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini yaitu studi pustaka, metode dokumentasi dan dilakukan dengan mengumpulkan data dan informasi dengan cara mengkaji sejumlah literatur (bahan pustaka) secara mendalam berupa buku, teks, jurnal, skripsi, prosiding dan informasi yang berkaitan dengan masalah, mengumpulkan konsep pendukung, landasan yang diperlukan dalam menyelesaikan masalah, sehingga diperoleh suatu ide mengenai bahan dasar pengembangan upaya pemecahan masalah. Data diperoleh dari sumber BPS yaitu data jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai melalui pintu masuk Tahun 2010-2015.

Tahap analisis data diperoleh berdasarkan teori yang ada, khususnya berkaitan dengan *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA. Analisis data dilakukan secara statistik dengan bantuan program komputer Eviews 7 dan Microsoft Excel. Tahapan analisis data meliputi Eksplorasi data, Tahapan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA, serta membandingkan nilai kesalahan peramalan terkecil antara metode *exponential smoothing Holt-Winters* dengan ARIMA pada kasus jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai dengan menghitung MSE dan MAPE.

Tahapan metode *exponential smoothing Holt-Winters* sendiri terdiri dari beberapa tahap yaitu: (a) mengambil data musiman; (b) membuat *scatter diagram*; (c) menentukan panjang musiman; (d) menentukan nilai awal taksiran (inisialisasi) pemulusan (S_L), trend (b_L) dan musiman (I_L); (e) menentukan nilai α, β, γ secara *trial and error* yang berada dalam range antara 0 – 1; (f) mencari nilai RMSE terkecil dari nilai α, β, γ yang kemudian dilakukan uji autokorelasi untuk mendapatkan model terbaik; (g) menghitung (S_t), (b_t) dan (I_t); (h) diperoleh hasil ramalan dan dihitung nilai MSE dan MAPE.

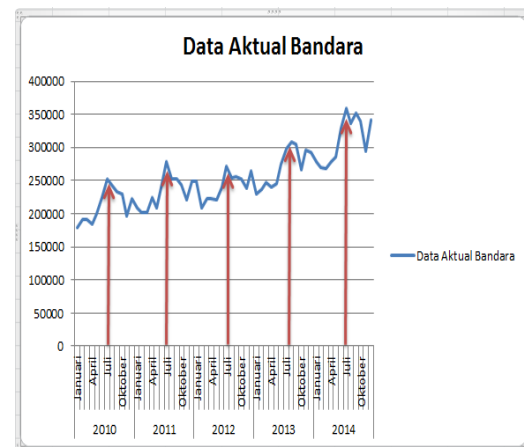
Tahapan metode ARIMA meliputi: (a) pemeriksaan kestasioneran data; (b) identifikasi model yang dianggap paling

sesuai dengan menghitung dan menguji ACF dan PACF dan *correlogram*; (c) tahap estimasi model dengan penaksiran terhadap parameter dalam model tersebut; (d) tahap uji diagnostik: untuk menguji kegunaan dari model yang diperoleh pada tahap sebelumnya yaitu uji normalitas, uji heteroskedastisitas dan uji autokorelasi; (e) penggunaan model untuk peramalan yang selanjutnya dihitung nilai MSE dan MAPE.

Tahap selanjutnya yaitu pemecahan masalah yaitu berbagai sumber pustaka yang sudah menjadi bahan kajian, diperoleh suatu pemecahan masalah di atas. Langkah terakhir dalam penelitian ini adalah penarikan kesimpulan dari keseluruhan hasil dan pemecahan masalah sebagai jawaban dari baha-bahan pustaka dan pembahasan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data menunjukkan jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai meningkat tajam pada sekitar bulan Juli dan Agustus setiap tahunnya kecuali Tahun 2014 yang mana terjadi puncak peningkatan pada bulan Juli. Pada bulan Juli sedang berada pada musim kemarau. Gambar 1 adalah plot data jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai Tahun 2010-2014.



Gambar 1 Hasil Plot Data Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara ke Bali Ngurah Rai Tahun 2010-2014

Pembahasan penelitian metode *exponential smoothing Holt-Winters* ini diawali dengan membuat pola data atau *scatter diagram* untuk menentukan model musiman aditif atau model multiplikatif. Apabila data merupakan model aditif maka pola data cenderung memiliki variasi musiman yang bersifat konstan. Model aditif untuk prediksi data *time series* yang mana amplitudo (ketinggian) pola musimannya tidak tergantung pada rata-rata level atau ukuran data. Berdasarkan *scatter diagram* diketahui bahwa data jumlah kedatangan wisatawan

mancanegara ke Bali Ngurah Rai melalui pintu masuk tahun 2010-2014 merupakan model multiplikatif karena pola data cenderung mengalami peningkatan atau penurunan (fluktuasi). Pada Gambar 1 tampak adanya musiman. Menurut Sugiarto & Harijono (2000) variasi musim ini akan berulang kembali setiap tahun. Gambar 1 dalam tahun yang sama, pada saat tertentu dalam satu tahun tersebut terjadi peningkatan dan penurunan lagi pada saat lain pada waktu yang sama. Hal ini berulang pada tahun berikutnya. Terlihat pada peningkatan jumlah kedatangan wisatawan mancanegara setiap tahunnya pada sekitar bulan Juli. Selain itu, untuk mengetahui data tersebut merupakan model multiplikatif dapat diketahui dengan pola musiman membesar atau seiring meningkatnya ukuran data, terlihat gejala musiman pada bulan Juli. Selanjutnya adalah menentukan panjang atau periode musiman, jika data berdasarkan kuartalan maka panjang atau periode musiman adalah 4. Berdasarkan data diperoleh panjang atau periode musiman adalah 12 karena data berdasarkan per bulan. Setelah panjang atau periode musiman diperoleh, selanjutnya adalah menentukan nilai awal taksiran (inisialisasi) yang berpengaruh terhadap prediksi berikutnya bergantung pada panjang deret waktu dan nilai dari ketiga parameternya yaitu *mean* (α), *trend* (β) dan *seasonal* (γ).

Nilai awal taksiran untuk model multiplikatif diperoleh nilai inisialisasi pemulusan (S_L) adalah 212168,6 yang merupakan rata-rata dari beberapa nilai pada musim yang sama. Inisialisasi faktor *trend* (b_L) adalah 1685,299 dan inisialisasi faktor musiman (I_L) untuk penghalusan musiman dimana pada siklus musiman pertama dilakukan dengan membagi setiap data nilai aktual (X_L) dengan rata-rata pada siklus itu. Diperoleh hasil inisialisasi faktor musiman yaitu $I_1 = 0,840643$; $I_2 = 0,901934$; $I_3 = 0,900817$; $I_4 = 0,868319$; $I_5 = 0,939823$; $I_6 = 1,05904$; $I_7 = 1,188253$; $I_8 = 1,146362$; $I_9 = 1,095902$; $I_{10} = 1,082399$; $I_{11} = 0,927828$ dan $I_{12} = 1,04868$. Selanjutnya, model *exponential smoothing Holt-Winters* diperoleh dari kombinasi nilai *mean* (α), *trend* (β) dan *seasonal* (γ) secara *trial and error* untuk memperoleh model terbaik.

Menurut Hendikawati (2015) untuk mencari nilai parameter yang memberikan hasil prediksi terbaik dapat dilakukan *trial and error*. Model terbaik diperoleh dengan nilai parameter dengan nilai antara 0 sampai 1. Ini merupakan iterasi yang dimulai dengan memilih antara 0,1 sampai 0,9. Makridakis *et al.*, (1999) menyebutkan bahwa nilai α yang

besar (0,9) memberikan pemulusan yang sangat kecil dalam peramalan, sedangkan nilai α yang kecil (0,1) memberikan pemulusan yang besar. Nilai alpha, beta dan gamma diperoleh dengan cara kombinasi. Batasan untuk setiap nilai adalah satu angka di belakang koma. Perhitungan peramalan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dilakukan secara berulang-ulang dengan mengkombinasikan semua dari ketiga nilai tersebut. Nilai tiga parameter tersebut adalah kombinasi 0,1 sampai dengan 0,9 sehingga nantinya akan diperoleh nilai RMSE. Hal ini dilakukan untuk mengurangi waktu untuk pemrosesan peramalan.

Semakin banyak jumlah konstanta maka proses peramalan akan memakan waktu yang cukup lama karena sistem akan melakukan perulangan yang lebih banyak. Menurut Sungkawa dan Megasari (2011) menyebutkan bahwa metode alternatif yang dapat mengurangi keraguan tentang nilai optimal adalah mencari nilai taksiran awal yang lebih baik, lalu menetapkan nilai kecil untuk ketiga parameter pemulusan (sekitar 0,1 sampai dengan 0,3). Nilai 0,1 membuat ramalan bersifat terlalu hati-hati, sedangkan nilai 0,3 memberikan sistem yang lebih responsif. Berdasarkan Makridakis (1999: 110-111) yang menyebutkan bahwa penetapan nilai parameter untuk *mean* (α), *trend* (β) dan *seasonal* (γ) sekitar 0,1 sampai dengan 0,2. Hal ini bermanfaat untuk mencapai stabilitas jangka panjang dan menyediakan metode yang umum dan murah untuk peramalan semua jenis data.

Banyaknya kombinasi menghasilkan 729 model dimana semakin besar nilai beta dan gamma maka semakin besar nilai RMSE dan semakin besar nilai alpha akan terjadi autokorelasi. Hal ini sesuai dengan penelitian yang dilakukan oleh Pryanto (2013) yaitu nilai β (*trend*) dan γ (*seasonal*) semakin besar, maka menunjukkan pemberian bobot yang semakin besar pada pengamatan yang terbaru. Maka dari perhitungan semua α , β , dan γ yang telah dilakukan, diperoleh 729 kombinasi model. Selanjutnya, dari 729 model yang terbentuk diperoleh model terbaik yaitu dari kombinasi $\alpha = 0,3$; $\beta = 0,1$ dan $\gamma = 0,1$ karena memiliki nilai RMSE minimum sebesar 10649,73.

Seleksi model *exponential smoothing Holt-Winters* dilakukan uji autokorelasi. Pengujian autokorelasi pada *error* (residu) perlu dilakukan untuk mengetahui apakah *error* (residu) bersifat random dan tidak ada korelasi yang nyata antar *error*. Dari 729 model diuji apakah terdapat korelasi antar *error* (residu). Pada uji autokorelasi, semakin besar nilai beta (β) dan gamma (γ) maka

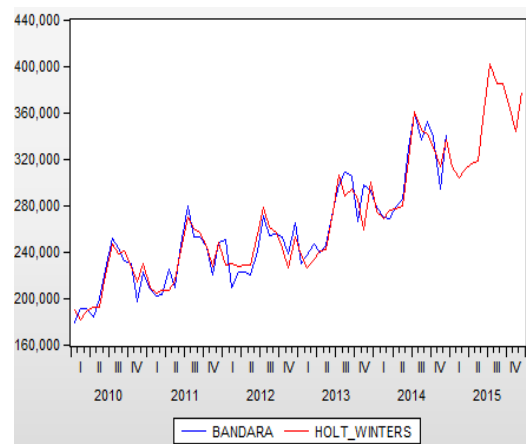
akan terjadi adanya korelasi sehingga jika terjadi autokorelasi maka model belum dikatakan menjadi model terbaik. Model dikatakan model terbaik jika mempunyai nilai RMSE terkecil dan tidak terjadi autokorelasi dengan kriteria nilai probabilitas Chi-Square dari Observasi R-Squared lebih dari atau sama dengan p-value yaitu 0,05. Dalam hal ini diperoleh model terbaik $\alpha = 0,3$; $\beta = 0,1$ dan $\gamma = 0,1$ yang selanjutnya diuji apakah terdapat autokorelasi atau tidak. Berdasarkan analisis uji autokorelasi yang penting, yakni nilai statistik korelasi adalah nilai Observasi R-squared (yakni nilai yakni R-squared dikalikan banyaknya data) sebesar 3,596957 dengan probability/p-value sebesar 0,1656. Karena nilai p-value lebih dari 5% maka disimpulkan tidak ada autokorelasi dalam residual. Berdasarkan model terbaik $\alpha = 0,3$; $\beta = 0,1$ dan $\gamma = 0,1$ diperoleh nilai Probabilitas Chi-Square(2) dari Observasi R-Squared yaitu 0,1656 lebih dari 0,05. Artinya error bersifat random dan model tidak terjadi autokorelasi. Uji autokorelasi analog untuk model lainnya. Berdasarkan hasil RMSE terkecil dan uji autokorelasi sehingga dapat dikatakan model dengan $\alpha = 0,3$; $\beta = 0,1$ dan $\gamma = 0,1$ adalah model terbaik. Persamaan model pemulusan eksponensial data asli (keseluruhan) yaitu $S_t = 0,3 \frac{X_t}{I_{t-12}} + 0,7 (S_{t-1} + b_{t-1})$, pemulusan pola trend yaitu $b_t = 0,1(S_t - S_{t-1}) + 0,9 b_{t-1}$, pemulusan pola musiman yaitu $I_t = 0,1 \frac{X_t}{S_t} + 0,9 I_{t-12}$ dan ramalan m periode ke depan yaitu $F_{t+m} = (S_t + b_t m) I_{t-12+m}$. Pada model multiplikatif, rumus menggunakan proses pembagian, yakni membagi X dengan L . Hal ini bertujuan untuk menghasilkan indeks yang dapat digunakan untuk menghitung forecast pada cara multiplikatif.

Tabel 1 inialisasi faktor musiman $\alpha = 0,3$; $\beta = 0,1$ dan $\gamma = 0,1$

Nilai Awal	Inialisasi faktor musiman (I_L)
I_1	0,946844
I_2	0,910162
I_3	0,921995
I_4	0,927065
I_5	0,927906
I_6	1,043746
I_7	1,149486
I_8	1,089933
I_9	1,080649
I_{10}	1,022455
I_{11}	0,947217
I_{12}	1,032541

Komponen *seasonal* (musiman), yang ditampilkan pada Tabel 1 menyatakan persentase rata-rata relatif setiap bulan terhadap nilai rata-rata yang diberikan oleh persamaan *trend*. Sebagai contoh, untuk bulan pertama yaitu I_1 nilainya 94,6844% dari nilai rata-rata yang ditunjukkan oleh persamaan *trend*, atau dapat juga diinterpretasikan untuk bulan pertama, nilainya berada $100 - 94,6844\% = 5,3156\%$ di bawah nilai rata-rata *trend*. Berikut hasil Langkah selanjutnya adalah seleksi model *exponential smoothing Holt-Winters* model terbaik yang sudah diperoleh kemudian dilakukan uji autokorelasi. Model dikatakan model terbaik jika mempunyai nilai RMSE terkecil dan tidak terjadi autokorelasi dengan kriteria nilai probabilitas Chi-Square dari Observasi R-Squared lebih dari atau sama dengan p-value yaitu 0,05. Artinya error bersifat random dan model tidak terjadi autokorelasi. Berdasarkan perhitungan diperoleh nilai Probabilitas Chi-Square(2) dari Observasi R-Squared yaitu 0,1656 lebih dari 0,05. Artinya model tidak terjadi autokorelasi. Berdasarkan hasil RMSE terkecil dan uji autokorelasi sehingga dapat dikatakan model dengan $\alpha = 0,3$; $\beta = 0,1$ dan $\gamma = 0,1$ adalah model terbaik. Persamaan model pemulusan eksponensial data asli (keseluruhan) yaitu $S_t = 0,3 \frac{X_t}{I_{t-12}} + 0,7 (S_{t-1} + b_{t-1})$, pemulusan pola trend yaitu $b_t = 0,1(S_t - S_{t-1}) + 0,9 b_{t-1}$, pemulusan pola musiman yaitu $I_t = 0,1 \frac{X_t}{S_t} + 0,9 I_{t-12}$ dan ramalan m periode ke depan yaitu $F_{t+m} = (S_t + b_t m) I_{t-12+m}$.

Gambar 2 adalah hasil peramalan *exponential smoothing Holt-Winters* dengan $\alpha = 0,3$, $\beta = 0,1$, dan $\gamma = 0,1$ terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Output Hasil Exponential Smoothing dengan $\alpha = 0,3$; $\beta = 0,1$ dan $\gamma = 0,1$

Berdasarkan Gambar 2 terlihat pola data merah (hasil *Holt-Winters*) pemulusan pola

data musiman yang ada pada data aktual, khususnya pada tahun 2013 interval IV. Secara deskriptif jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai akan mengalami peningkatan. Tabel 2 berikut adalah hasil peramalan untuk Bulan Januari 2015 sampai dengan Desember 2015.

Tabel 2 Hasil Peramalan kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurai Rai Tahun 2015 dengan *exponential smoothing Holt-Winters*

Bulan	Hasil Ramalan <i>Exponential Smoothing Holt-Winters</i>
Januari	313150,7
Februari	303878,3
Maret	310726,0
April	315347,5
Mei	318548,8
Juni	361595,9
Juli	401840,0
Agustus	384446,1
September	384566,7
Oktober	367069,9
November	343034,9
Desember	377179,0

Berdasarkan Tabel 2 terlihat pola data merah (hasil *Holt-Winters*) pemulusan pola data musiman yang ada pada data aktual, khususnya pada tahun 2013 interval IV. Secara deskriptif jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai akan mengalami peningkatan. Tabel 2 diketahui bahwa jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai akan mengalami peningkatan dimana pengunjung paling banyak terjadi pada bulan Juli. Setelah ramalan diperoleh, selanjutnya menghitung nilai kesalahan peramalan.

Selanjutnya dihitung nilai *error* peramalan yang meliputi MSE dan MAPE. Secara umum dirumuskan sebagai berikut.

$$MSE = \frac{\sum(X_t - F_t)^2}{n} \tag{1}$$

Rumus MAPE adalah sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|}{n} \times 100\% \tag{2}$$

Diperoleh nilai MSE = 1436553590 dan MAPE = 8,86198%.

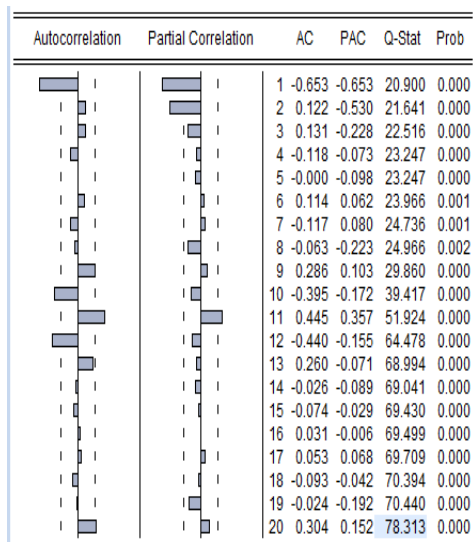
Pembahasan penelitian peramalan metode ARIMA diawali dengan mengambil data musiman dan identifikasi model dengan pemeriksaan kestasioneran. Menurut Makridakis *et al.*, (1999: 61) suatu data dikatakan stasioner apabila pola data berada pada kesetimbangan di sekitar nilai rata-rata yang konstan dan variansi di sekitar rata-rata tersebut konstan selama waktu tertentu.

Terlihat pada Gambar 1 data secara grafis dilihat apakah data sudah stasioner dalam *mean* (rata-rata) dan variansi ataukah belum dengan membuat plot *time series* untuk melihat pola musiman yang ada. Hal ini bermanfaat untuk menetapkan adanya *trend* (penyimpangan nilai tengah). Plot data banyaknya wisatawan di atas terlihat adanya fluktuasi yang beraturan yang mengindikasikan kemungkinan adanya faktor musiman dan *trend* di dalamnya. Berdasarkan data banyaknya pengunjung paling banyak terjadi pada bulan Juli, sedangkan pengunjung paling menurun pada bulan Januari dan Februari.

Menurut Hendikawati (2015) metode ARIMA diperlukan sampel dengan jumlah data yang memadai. Box dan Jenkins menyarankan ukuran sampel minimum yang dibutuhkan adalah 50 data pengamatan. Apabila data pengamatan yang tersedia kurang dari 50 maka perlu kehati-hatian dalam menginterpretasikan hasilnya. Sedangkan menurut Sugiarto dan Harijono (2000) apabila data baru yang tersedia, seringkali parameter dari ARIMA harus diestimasi ulang dan hal ini menyebabkan revisi total terhadap model yang sudah dibuat karena dibutuhkan waktu yang cukup lama untuk mencari model yang tepat. Pada penelitian ini digunakan data jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai melalui pintu masuk Tahun 2010-2015 dengan jumlah data adalah 72 data pengamatan.

Tahap identifikasi adalah mengukur korelasi antar data. Melalui pengujian yang seksama terhadap plot data diketahui apakah mengandung *trend*, musiman variansi yang tidak konstan dan fenomena ketidakstasioneran dan ketidaknormalan lainnya. Menurut Anggriningrum *et al.*, (2013) menyebutkan bahwa jika data tidak stasioner dalam *mean* maupun varian, untuk dapat membuat model *time series* ARIMA data harus ditransformasi dan *differencing*. Dalam analisis runtun waktu, transformasi untuk menstabilkan variansi dan pembeda (*differencing*). Karena deret yang variansi tidak konstan dilakukan transformasi logaritma. selanjutnya menghitung dan menguji autokorelasi dan autokorelasi parsial. Untuk mengukur korelasi antar titik pengamatan dalam sebuah runtun waktu digunakan dua grafik yaitu *autocorrelation* (ACF) dan *partial autocorrelation* (PACF). ACF dan PACF ini merupakan gambaran kasar dari hubungan statistik antar titik data pengamatan dalam sebuah data runtun waktu. ACF dan PACF memberi petunjuk mengenai pola atau model dari data yang tersedia.

Pada metode ARIMA langkah pertama yaitu identifikasi data. Terlihat pada Gambar 1 bahwa data mempunyai tinggi rendah yang tidak sama untuk setiap bulannya, hal ini menunjukkan bahwa data tidak stasioner di dalam varians. Oleh karena data tidak stasioner di dalam mean dan tidak stasioner dalam varians maka perlu dilakuka *differencing* dan transformasi. Data *time series* di-*differencing* dan transformasi dengan bantuan software komputer, hasil *differencing* dan transformasi ditunjukkan dalam plot *time series* Gambar 3.



Gambar 3 Correlogram Hasil Differencing dan Transformasi Logaritma

Berdasarkan Gambar 3 plot data hasil *differencing* dan transformasi, diperoleh bahwa data sudah cenderung jauh lebih baik. Uji stasioner dapat dilakukan dengan melihat plot data tidak stasioner dalam *mean* dan variansi, *correlogram* grafik ACF dan PACF dan nilai uji akar unit. Menurut Hendikawati (2015) uji akar unit (*Unit Root Test*) digunakan untuk menguji kestasioneran data yang dikembangkan oleh Dickey-Fuller. Uji ini dilakukan untuk menguji adanya anggapan bahwa sebuah data *time series* tidak stasioner. Berdasarkan Rosadi (2012) bahwa stasioneritas juga dapat diperiksa dengan mengamati apakah data *time series* mengandung akar unit (*unit root*), yakni apakah terdapat komponen *trend* yang berupa *random walk* dalam data. Terdapat berbagai metode untuk melakukan uji akar unit, diantaranya *Dickey-Fuller*, *Augmented Dickey-Fuller*. Komponen uji yang sering digunakan adalah akar unit *Augmented Dickey Fuller*, yakni dengan melihat apakah terdapat *unit root* di dalam model (disebut data *integrated*) atau tidak. Gambar 4 merupakan uji *Augmented Dickey-Fuller test*.

Null Hypothesis: DDSLOGBANDARA has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=1)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10.08152	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.584743	
5% level	-2.928142	
10% level	-2.602225	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Gambar 4 Uji Akar Unit

Berdasarkan Gambar 4, nilai mutlak ADF *Test Statistic* yakni 10,08152 yang lebih dari nilai statistik t dengan nilai kritis $\alpha = 5\%$ adalah 2,928142. Artinya, H_0 ditolak, hal ini menunjukkan bahwa data telah stasioner. Data stasioner setelah melakukan satu kali *differencing*. Setelah melakukan tahapan identifikasi, diketahui data jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai tidak stasioner dalam *mean* dan varian. Data tersebut stasioner setelah dilakukan *differencing* satu kali pada pola musiman dan nonmusiman dengan transformasi logaritma. Setelah dilakukan identifikasi tahap berikutnya yaitu estimasi. Pada tahap ini terlihat keakuratan dari beberapa model-model tentatif yang telah Menurut Machmudin & Ulama (2012) menyebutkan bahwa model terbaik ARIMA diperoleh dengan kriteria meminimumkan galat (*error*) terkecil.

Langkah selanjutnya yaitu estimasi parameter model ARIMA. Beberapa hasil *overfitting* model ARIMA diperoleh terbaik yaitu ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂ dengan transformasi logaritma. Setelah diperoleh model-model ARIMA yang mungkin, langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter. Langkah estimasi parameter dari model-model dengan melakukan uji hipotesis untuk setiap parameter yang dimiliki setiap model. Uji Signifikansi Parameter ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂ dengan transformasi logaritma yaitu:

- Uji parameter AR(1)
 - (a) Hipotesis:
 - H_0 : Parameter sama dengan nol atau tidak signifikan
 - H_1 : Parameter sama dengan nol atau signifikan
 - (b) Nilai koefisien AR(1) sebesar - 0,878616
 - (c) Tingkat signifikansi (α) = 5% = 0,05
 - (d) Statistik uji: Probabilitas = 0,0000

- (e) Daerah kritis: Ho ditolak jika probabilitas < 0,05
- (f) Kesimpulan: Dari estimasi diperoleh nilai probabilitas $0,0000 < 0,05$, maka Ho ditolak yang berarti parameter AR(1) signifikan.
- Uji parameter AR(2)
 - (a) Hipotesis:
 - H_0 : Parameter sama dengan nol atau tidak signifikan
 - H_1 : Parameter sama dengan nol atau signifikan
 - (a) Nilai koefisien AR(2) sebesar - 0,607173
 - (b) Tingkat signifikansi (α) = 5% = 0,05
 - (c) Statistik uji: Probabilitas = 0,0001
 - (d) Daerah kritis: Ho ditolak jika probabilitas < 0,05
 - (e) Kesimpulan: Dari estimasi diperoleh nilai probabilitas $0,0001 < 0,05$, maka Ho ditolak yang berarti parameter AR(2) signifikan.
- Uji parameter MA(12)
 - (b) Hipotesis:
 - H_0 : Parameter sama dengan nol atau tidak signifikan
 - H_1 : Parameter sama dengan nol atau signifikan
 - (f) Nilai koefisien MA(12) sebesar - 0,880053
 - (g) Tingkat signifikansi (α) = 5% = 0,05
 - (h) Statistik uji: Probabilitas = 0,0000
 - (i) Daerah kritis: Ho ditolak jika probabilitas < 0,05
 - (j) Kesimpulan: Dari estimasi diperoleh nilai probabilitas $0,0000 < 0,05$, maka Ho ditolak yang berarti parameter MA(12) signifikan.

Pada *diagnostic checking* dengan uji Q-Ljung-Box dan plot ACF atau PACF untuk melihat apakah model yang dipilih sudah cukup baik secara statistik. Uji ini juga untuk melihat apakah terdapat korelasi serial dalam residual dari hasil estimasi dengan model yang diamati. Model peramalan yang baik adalah yang tidak terdapat autokorelasi dan autokorelasi parsial pada residual. Dengan menggunakan *normal probability plot* dan histogram dari residual, dapat diketahui bahwa residual berdistribusi normal. Jika residual berdistribusi normal maka model ARIMA cukup memadai untuk menjadi model terbaik. Model yang tidak melampaui uji diagnostik ini akan ditolak. Jika model yang dipilih ditolak atau masih kurang baik, maka langkah langkah pengujian kembali pada tahap identifikasi untuk memilih model tentatif lagi. Apabila diperlukan, tahapan

pemodelan mulai dari identifikasi, estimasi dan *diagnostic checking* dilakukan berulang-ulang sampai diperoleh model yang terbaik. Berdasarkan analisis estimasi parameter dan uji diagnostik diperoleh uji asumsi residual model ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂ dengan transformasi logaritma tidak mengandung autokorelasi, tidak terjadi heteroskedastisitas dan berdistribusi normal. Jadi model ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂ dengan transformasi logaritma adalah model terbaik dengan persamaan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \log Z_t = & 0,121384 \log Z_{t-1} + 0,271443 \log Z_{t-2} + 0,607173 \log Z_{t-3} \\ & + 0,119947 \log Z_{t-12} - 0,01456 \log Z_{t-13} - 0,032559 \log Z_{t-14} \\ & - 0,07283 \log Z_{t-15} + 0,880053 \log Z_{t-24} - 0,10682 \log Z_{t-25} \\ & - 0,23888 \log Z_{t-26} - 0,534344 \log Z_{t-27} - a_t \end{aligned}$$

Hasil peramalan untuk bulan Januari 2015 sampai dengan bulan Desember 2015 dapat ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Peramalan kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurai Rai dari Bulan Januari 2015 sampai Desember 2015 dengan ARIMA

Bulan	Hasil Ramalan ARIMA
Januari	323414,3
Februari	292558,6
Maret	310158,3
April	317059,3
Mei	314340,2
Juni	369298,6
Juli	406026,2
Agustus	379235,2
September	389941,5
Oktober	374479,6
November	331300,7
Desember	378127,7

Setelah diperoleh hasil peramalan yang ditunjukkan pada Tabel 3 maka hasil peramalan tersebut akan diukur nilai kesalahan peramalan dengan MSE dan MAPE. Diperoleh nilai kesalahan peramalan ARIMA (2,1,0)(0,1,1)₁₂ dengan transformasi logaritma yaitu MSE = 1353169319 dan MAPE = 9,40981%.

Metode *time series* merupakan metode peramalan yang melalui analisis suatu variabel yang diperkirakan dengan variabel atau fungsi waktu. Langkah penting dalam pemilihan metode peramalan yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data. Metode ARIMA dan *exponential smoothing Holt-Winters* masing-masing

mempunyai persamaan yaitu keduanya menganalisis data secara univariat yang mengandung pola musiman dengan sifat *trend* maupun tidak dalam pola data.

Keduanya juga mengasumsikan nilai dan kesalahan masa lalu sebagai dasar peramalan di masa mendatang. Namun demikian masing-masing metode mempunyai perbedaan seperti metode ARIMA menganalisis data yang stasioner, sehingga data yang tidak stasioner harus distasionerkan terlebih dahulu dengan transformasi atau pembedaan (*differencing*). Sedangkan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dapat menganalisis berbagai data yang stasioner maupun data yang tidak stasioner. Kelemahan dari metode ARIMA adalah kurangnya kemampuan untuk

menghasilkan peramalan jangka panjang yang handal karena pengandaian model tipe *random-walk*. Sedangkan metode *exponential smoothing Holt-Winters* yaitu membutuhkan banyak waktu dalam menentukan parameter alpha, beta dan gamma dengan cara *trial and error*. Namun demikian, *exponential smoothing Holt-Winters* memiliki tingkat kompleksitas yang rendah dari ARIMA dan terdapat perbedaan yang cukup kecil secara akurasi dalam peramalan antara teknik pemulusan eksponensial dengan metode ARIMA. Berikut perbandingan data aktual jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai dengan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Perbandingan data aktual dengan ramalan *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA

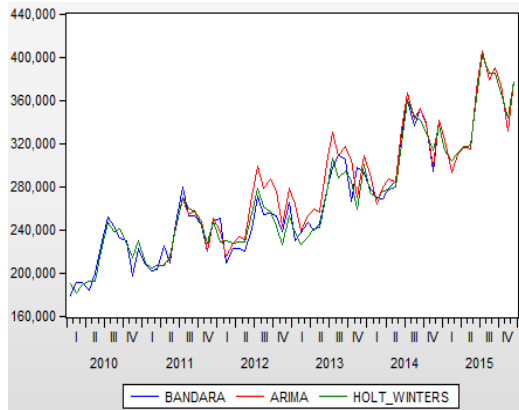
Bulan	Data Aktual	Hasil Ramalan <i>Exponential Smoothing Holt-Winters</i>	Hasil Ramalan ARIMA
Januari	288755	313150,7	323414,3
Februari	333072	303878,3	292558,6
Maret	294758	310726,0	310158,3
April	309888	315347,5	317059,3
Mei	287141	318548,8	314340,2
Juni	357712	361595,9	369298,6
Juli	381890	401840,0	406026,2
Agustus	298638	384446,1	379235,2
September	379397	384566,7	389941,5
Oktober	366759	367069,9	374479,6
November	262180	343034,9	331300,7
Desember	363780	377179,0	378127,7

Hasil perbandingan peramalan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan metode ARIMA terdapat persamaan yaitu jumlah wisatawan paling tinggi terjadi pada Bulan Juli. Berdasarkan kedua metode yang sudah dijelaskan diatas diperoleh masing-masing nilai MSE dan MAPE. Metode terbaik dipilih dengan nilai MSE dan MAPE terkecil yaitu untuk metode *exponential smoothing Holt-Winters* dengan model terbaik $\alpha = 0,3, \beta = 0,1$ dan $\gamma = 0,1$ diperoleh nilai MSE = 1436553590 dan MAPE = 8,86198%, sedangkan metode ARIMA dengan model terbaik ARIMA (2,1,0)(0,1,1)₁₂ dengan transformasi logaritma diperoleh nilai MSE = 1353169319 dan MAPE = 9,40981%. Diperoleh nilai MAPE metode ARIMA lebih dari metode *exponential smoothing Holt-Winters* sedangkan nilai MSE metode ARIMA kurang dari *exponential smoothing Holt-*

Winters. Menurut Sungkawa dan Megasari (2011) menyebutkan bahwa dengan keterbatasan MSE sebagai ukuran ketepatan peramalan, maka digunakan ukuran alternatif sebagai salah satu indikasi ketepatan dalam peramalan, yaitu MAPE. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan antara metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA diketahui bahwa nilai kesalahan ramalan dari metode *exponential smoothing Holt-Winters* lebih kecil daripada metode ARIMA. Jadi dapat dikatakan bahwa keakurasian peramalan dengan metode *exponential smoothing Holt-Winters* lebih baik daripada metode ARIMA. Terlihat perbandingan hasil ramalan yang ditunjukkan pada Tabel 5 bahwa jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai yang diramalkan mendekati data aktual yaitu pada Bulan Januari, Februari,

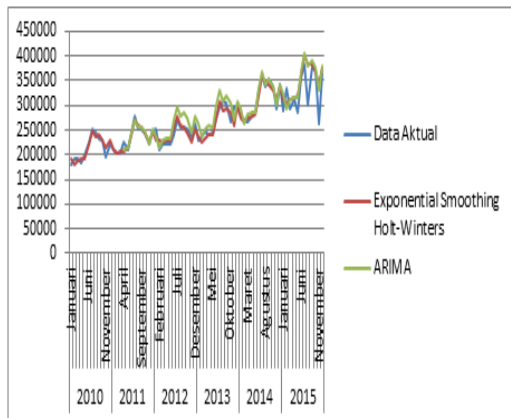
April, Juni, Juli, September, Oktober dan Desember. Sedangkan metode ARIMA hanya mendekati data aktual pada Bulan Maret, Mei, Agustus dan November. Hal tersebut didukung dari Gambar 5 dan Gambar 6 dimana grafik metode *exponential smoothing Holt-Winters* tidak jauh berbeda dengan bentuk atau pola data aktual.

Gambar 5 merupakan output program perbandingan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA.



Gambar 5 Perbandingan peramalan data aktual *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA

Berdasarkan Gambar 5 terlihat bahwa grafik metode *exponential smoothing Holt-Winters* mendekati grafik data aktual. Pernyataan ini didukung dengan grafik visual seperti Gambar 6.



Gambar 6 Data aktual dengan *exponential smoothing Holt-Winters* dan ARIMA

Diperoleh metode *exponential smoothing Holt-Winters* sebagai metode terbaik dalam meramalkan data jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai melalui pintu masuk Tahun 2010-2015.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh bahwa perbandingan peramalan menggunakan metode *exponential smoothing*

Holt-Winters dan ARIMA, dengan indikator sebagai berikut: (1) Peramalan jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai menurut pintu masuk dengan metode *exponential smoothing Holt-Winters* menghasilkan konstanta data asli $\alpha = 0,3$ sehingga persamaan pemulusan eksponensial data asli adalah $S_t = 0,3 \frac{X_t}{I_{t-12}} + 0,7 (S_{t-1} + b_{t-1})$, konstanta pemulusan untuk pola musiman $\beta = 0,1$ sehingga persamaan pemulusan pola musiman adalah $I_t = 0,1 \frac{X_t}{S_t} + 0,9 I_{t-12}$, konstanta pemulusan untuk pola *trend* $\gamma = 0,1$ sehingga persamaan pemulusan pola *trend* adalah $b_t = 0,1(S_t - S_{t-1}) + 0,9 b_{t-1}$ dan boleh peramalan m periode ke depan adalah $F_{t+m} = (S_t + b_t m) I_{t-12+m}$; (2) Peramalan jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai menurut pintu masuk metode ARIMA dengan transformasi logaritma menghasilkan model ARIMA (2,1,0)(0,1,1)₁₂ mempunyai persamaan model sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \log Z_t = & 0,121384 \log Z_{t-1} + 0,271443 \log Z_{t-2} + 0,607173 \log Z_{t-3} \\ & + 0,119947 \log Z_{t-12} - 0,01456 \log Z_{t-13} \\ & - 0,032559 \log Z_{t-14} - 0,07283 \log Z_{t-15} \\ & + 0,880053 \log Z_{t-24} - 0,10682 \log Z_{t-25} \\ & - 0,23888 \log Z_{t-26} - 0,534344 \log Z_{t-27} - a_t \end{aligned}$$

(3) Peramalan jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai menurut pintu masuk dengan metode *exponential smoothing Holt-Winters* menghasilkan nilai *Mean Square Error* (MSE) yaitu 1436553590 dan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yaitu 8,86198%. Sedangkan metode ARIMA menghasilkan nilai *Mean Square Error* (MSE) yaitu 1353169319 dan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yaitu 9,40981%. Jadi peramalan jumlah kedatangan wisatawan mancanegara ke Bali Ngurah Rai melalui pintu masuk Tahun 2010-2015 lebih efektif menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dibandingkan metode ARIMA karena nilai MAPE yang lebih kecil daripada nilai MAPE yang dihasilkan metode ARIMA.

DAFTAR PUSTAKA

Anggriningrum, D.P., Hendikawati, P., dan Abidin, Z. 2013. Perbandingan Prediksi Harga Saham dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan ARIMA. *Unnes Journal of Mathematics*. 2(2): 105-109.

Box, G. E. P. dan Jenkins, M. 1970. *Time Series Analysis*. California: Holden Day.

- Hapsari, V. 2013. *Perbandingan Metode Dekomposisi Klasik dengan Metode Pemulusan Eksponensial Holt-Winter dalam Meramalkan Tingkat Pencemaran Udara di Kota Bandung Periode 2003-2012*. Skripsi. Jakarta: Universitas Pendidikan Indonesia.
- Hendikawati, P. 2015. *Peramalan Data Runtun Waktu: Metode dan Aplikasinya dengan Minitab & Eviews*. Semarang: FMIPA Universitas Negeri Semarang.
- Hermawan, E. 2011. Perbandingan Metode Box-Jenkins dan Holt-Winters dalam Memprediksi Anomali Air OLR Pentad di Kawasan Barat Indonesia. *Jurnal Sains Dirgantara*. 9(1):25-35.
- Kalekar, S.P. 2004. Time Series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing: Kanwal Rekhi School of Information Technology.
- Machmudin, A., Ulama, B.S.S. 2012. Peramalan Temperatur Udara di Kota Surabaya dengan Menggunakan ARIMA dan Artificial Neural Network. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 1(1): 118-123.
- Makridakis, S., Wheelwright S.C, McGee V. dan McGee, E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Alih Bahasa: Ir. Untung Sus Adriyanto, M.Sc dan Ir. Abdul Basith, M.Sc. Edisi Kedua Jilid Satu. Jakarta: Erlangga.
- Pryanto, G.A., Hartomo, K. D., dan Pakereng, I. 2013. Perancangan Kalender Tanam Berdasarkan Data Klimatologi Menggunakan Metode *Forecasting Holt-Winters* (Studi Kasus: Boyolali). Artikel Ilmiah. Salatiga: Universitas Kristen Satya Wacana.
- Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET.
- Sugiarto dan Harijono. 2000. *Peramalan Bisnis*. Jakarta: PT. Gramedia Utama.
- Sungkawa, I., Megasari, T.R. 2011. Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT. Satriamandiri Citramulia. *Journal Comtech*. 2(2): 636-645.