



**PEMODELAN *SEASONAL AUTOREGRESSIVE FRACTIONALLY
INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARFIMA)* DENGAN METODE
GEWEKE AND PORTER-HUDAK (GPH) PADA PERAMALAN JUMLAH
KUNJUNGAN WISATAWAN MANCANEgara**

JURNAL ILMIAH

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Statistika

Oleh

**Dewi Darma Pertiwi
B2A016008**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SEMARANG
TAHUN 2020**

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi dengan judul “Pemodelan *Seasonal Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (SARFIMA) Dengan Metode *Geweke And Porter-Hudak* (GPH) Pada Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara” yang disusun oleh :

Nama : Dewi Darma Pertiwi

NIM : B2A016008

Program Studi : S1-Statistika

telah disetujui oleh dosen pembimbing pada 13 April 2020.

Pembimbing Utama

Pembimbing Pendamping


Indah Manfaati Nur, M.Si


Prizka Rismawati Arum, M. Stat

NIK. 28.6.1026.221

NIP. CP.1026.071

Mengetahui,

Ketua Program Studi



Indah Manfaati Nur, S. Si, M. Si

NIK. 28. 1026. 221

**SURAT PERNYATAAN
PUBLIKASI KARYA ILMIAH**

Yang bertanda tangan di bawah ini, saya :

Nama : Dewi Darma Pertiwi
NIM : B2A016008
Fakultas/Jurusan : FMIPA/S1 Statistika
Jenis Penelitian : Skripsi
Judul : Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Menggunakan Estimasi Parameter Pembeda Model *Seasonal Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (SARFIMA)* Dengan Metode *Geweke And Porter-Hudak (GPH)*
Email : dewidarmapertiwi@gmail.com

Dengan ini menyatakan bahwa saya menyetujui untuk :

1. Memberikan hak bebas royalti kepada Perpustakaan UNIMUS atas penulisan karya ilmiah saya, demi pengembangan ilmu pengetahuan
2. Memberikan hak menyimpan, mengalih mediakan/mengasih formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, serta menampilkannya dalam bentuk *softcopy* untuk kepentingan akademis kepada Perpustakaan UNIMUS, tanpa perlu izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta
3. Bersedia dan menjamin untuk menanggung secara pribadi tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UNIMUS dari semua bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran hak cipta dalam karya ilmiah ini.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan semoga dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Semarang, 13 April 2020
Yang membuat pernyataan,


Dewi Darma Pertiwi
(B2A016008)

PEMODELAN *SEASONAL AUTOREGRESSIVE FRACTIONALLY INTEGRATED MOVING AVERAGE* (SARFIMA) DENGAN METODE GEWEKE AND PORTER-HUDAK (GPH) PADA PERAMALAN JUMLAH KUNJUNGAN WISATAWAN MANCANEGERA

Dewi Darma Pertiwi¹, Indah Manfaati Nur², Prizka Rismawati Arum³

123Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Muhammadiyah Semarang

e-mail : dewidarmapertiwi@gmail.com

ABSTRAK

Wisatawan mancanegara adalah setiap orang yang berkunjung ke suatu negara di luar tempat tinggalnya untuk beberapa keperluan tanpa bermaksud memperoleh penghasilan di tempat yang dikunjungi dan lamanya kunjungan tersebut tidak lebih dari 12 bulan. Pulau Bali memiliki daya tarik tersendiri dan sudah menjadi ikon pariwisata Indonesia dan Dunia, transportasi masyarakat yang sering digunakan wisatawan mancanegara yakni pesawat. Model *Seasonal Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (SARFIMA) adalah suatu model deret waktu untuk memodelkan data yang bersifat long memory dan mempunyai pola musiman. Terdapat beberapa metode estimasi parameter model SARFIMA, salah satunya metode Geweke and Porter-Hudak (GPH). Data yang digunakan adalah jumlah kunjungan wisatawan mancanegara melalui pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali periode Januari 2010 - Juni 2019. Hasil menunjukkan bahwa data bersifat long memory. Pada penelitian ini memodelkan SARFIMA $([12], d, [1])^{12}$ (no constant) dengan $d=1.020868$ untuk meramalkan wisatawan mancanegara yang datang ke Bali melalui pintu masuk Bandara Ngurah Rai Bali untuk 24 periode kedepan. Hasil akurasi ramalan ditunjukkan berdasarkan nilai MAPE yang terkecil.

Kata Kunci : GPH, MAPE, SARFIMA, Wisatawan Mancanegara

ABSTRACT

Foreign tourists are any people who visit a country outside of their place of residence for a number of purposes without intending to earn income in the place visited and the duration of the visit is not more than 12 months. The island of Bali has its own charm and has become an icon of Indonesian and World tourism, a public transportation that is often used by foreign tourists, namely planes. The *Seasonal Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (SARFIMA) model is a time series model for modeling data that is long memory and has a seasonal pattern. There are several methods for estimating the parameters of the SARFIMA model, one of which is the Geweke and Porter-Hudak (GPH) method. The data used is the number of tourist arrivals through the entrance at Bali's Ngurah Rai Airport for the period January 2010 - June 2019. The results show that the data are long memory. In this study, SARFIMA model $([12], d, [1])^{12}$ (no constant) with $d = 1.020868$ to predict foreign tourists coming to Bali through the entrance of Bali Ngurah Rai Airport for the next 24 periods. Forecast accuracy results are shown based on the smallest MAPE value.

Keywords: Foreign Tourists, GPH, MAPE, SARFIMA

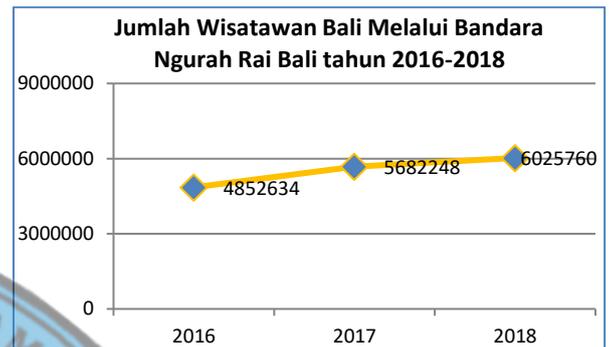
PENDAHULUAN

Indonesia merupakan Negara yang memiliki kekayaan alam, budaya, hasil pertanian, bahasa, pulau, suku, flora, fauna dan seni budaya yang melimpah. Kekayaan Indonesia tersebut mampu membawa Negara Indonesia untuk bersaing dengan negara lain khususnya dibidang pariwisata. Pariwisata merupakan salah satu sektor industri yang mempunyai peran penting dalam menunjang perekonomian Indonesia. Berkembangnya sektor pariwisata dapat menarik sektor lain untuk berkembang pula karena produk-produknya diperlukan untuk menunjang industri pariwisata seperti sektor pertanian, peternakan, perkebunan, kerajinan rakyat, peningkatan kesempatan kerja dan lain sebagainya (Irma. A dan Indah, 2004).

Sektor pariwisata dapat membawa keuntungan bagi daerah yang memiliki aset berupa objek wisata yang diminati masyarakat. Objek wisata mendatangkan manfaat dan keuntungan bagi daerah-daerah yang menerima kedatangan wisatawan. Berkembangnya objek wisata di suatu daerah akan mendorong permintaan pariwisata. Permintaan pariwisata adalah kesempatan wisata yang diinginkan oleh masyarakat atau partisipasi masyarakat dalam kegiatan wisata secara umum dengan tersedianya fasilitas yang memadai memenuhi keinginan masyarakat atau.

Salah satunya daerah yang jumlah wisatawan terus meningkat yakni Bali hi ngga saat ini jumlah wisatawan terus meningkat. Wisatawan yang berkunjung menurut pintu masuk, pintu masuk udara sebesar 4,52 juta kunjungan, pintu masuk darat sebesar 1,19 juta kunjungan, dan pintu masuk

laut sebanyak 2,11 juta kunjungan (BPS, 2019). Terutama kunjungan wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Bali menggunakan jalur udara. Berikut data jumlah wisatawan yang berkunjung ke Bali melalui jalur udara di Bandara Ngurah Rai :



Sumber : Badan Pusat Statistik

Grafik 1.1 Jumlah Wisatawan Bali Melalui Bandara Ngurai Rai

Grafik diatas menunjukkan data Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara yang datang ke Bali melalui bandara Ngurah Rai pada tahun 2016 hingga 2018 terus meningkat dari tahun sebelumnya. Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara tersebut dari wisatawan yang berkunjung melalui pintu masuk udara.

Menurut Undang-Undang No 10 tahun 2009 tentang Pariwisata adalah berbagai macam kegiatan wisata dan didukung berbagai fasilitas serta layanan yang disediakan oleh masyarakat, pengusaha, pemerintah, dan pemerintah daerah. Saat ini Indonesia telah menjadi salah satu tujuan destinasi pariwisata utama dunia, dengan menyuguhkan berbagai macam tawaran keuntungan untuk kepuasan wisatawan. Secara khusus pulau, hal ini berdampak terhadap destinasi-destinasi wisata di daerah untuk lebih

mengoptimalkan pulau-pulau di wilayahnya masing-masing.

Salah satu destinasi yang ramai dikunjungi oleh wisatawan mancanegara yaitu Bali. Pulau Bali memiliki daya tarik tersendiri dan sudah menjadi ikon pariwisata Indonesia dan Dunia. Oleh karena itu, Bali memiliki peran penting dalam pergerakan wisatawan mancanegara. Bali memiliki peran penting dalam pergerakan wisatawan mancanegara. Transportasi masyarakat yang sering digunakan yakni pesawat. Pada khususnya Bandara Udara yang memiliki gerbang utama dan pilihan transportasi termurah yang dapat dipilih oleh wisatawan mancanegara. Salah satunya, Bandara Ngurah Rai Bali. Bandara Ngurah Rai Bali selalu konsisten mengedepankan prinsip *safety, security, service, dan compliance*. Wisatawan yang paling banyak berkunjung ke Bali adalah wisatawan asal Cina, sebesar 31% dan Australia bahkan India dengan jumlah wisatawannya sebesar 26 %.

Bandara Ngurah Rai Bali selama tahun 2018, diketahui jumlah wisatawan yang masuk lewat jalur udara sebesar 6.127.437 orang selama periode Januari sampai Desember 2018. Pada tahun 2017 jumlah kunjungan wisatawan Mancanegara sebesar 5.539.791, maka adanya kenaikan yang cukup signifikan, yaitu sebesar 10,61% (Bandara Udara I Gusti Ngurah Rai, 2019).

Peramalan merupakan upaya memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang berdasarkan data pada masa lalu, berbasis pada metode ilmiah dan kualitatif yang dilakukan secara sistematis. Selama ini banyak peramalan dilakukan secara intuitif

menggunakan metode-metode statistika seperti metode *smoothing*, Box-Jenkins, ekonomi, regresi dan sebagainya. Penelitian metode tersebut tergantung pada berbagai aspek, yaitu aspek waktu, pola data, tipe model sistem yang diamati, tingkat keakuratan ramalan yang diinginkan dan sebagainya. Peramalan jumlah wisatawan mancanegara menjadi bagian penting untuk tolak ukur kemajuan ekonomi suatu negara terutama negara Indonesia.

Bandara Ngurah Rai Bali memiliki jumlah wisatawan terutama Mancanegara dengan jumlah yang setiap tahunnya meningkat. Pada pola jumlah Wisatawan Mancanegara yang datang ke Bali disebabkan oleh beberapa faktor musiman. Pola faktor musiman yakni merupakan suatu bentuk kecenderungan fluktuasi dari data secara periodik yang terulang dalam waktu setahun, misalnya bulanan, triwulan, bulanan, mingguan atau harian. Pola musiman sangat penting untuk meramalkan sesuatu dan menyusun perencanaan agar hasil yang akan datang lebih efektif. Hal ini dapat digunakan peramalan dalam jangka waktu panjang. Peramalan jangka waktu panjang yakni peramalan untuk jangka waktu diatas satu tahun.

Berbagai penelitian yang berkaitan dengan pemodelan dan peramalan *Seasonal Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (SARFIMA) dengan sebelumnya oleh Bambang Hartono tahun 2018 yang melakukan perbandingan model *Seasonal ARIMA* dan *Seasonal ARFIMA* pada peramalan Curah Hujan di Kawasan Bogor dengan hasil menunjukkan model terbaik berdasarkan nilai *Mean Square Error* (MSE) pengujian didapatkan bahwa

pemodelan terbaik adalah ARFIMA. Pada penelitian lain oleh Hamidreza dan Leila (2011) melakukan penelitian yaitu perbandingan model terbaik pada model SARFIMA dan SARIMA untuk memprediksi produksi minyak di Irak dengan hasil penelitian menunjukkan model terbaik dilihat dari nilai *Akaike Info Criterion* (AIC) adalah SARFIMA (0, 1, 1) (0, -0.199, 0)¹² yang digunakan untuk memprediksi jumlah pasokan minyak di Iran sampai akhir tahun 2020. Penelitian dilakukan oleh Reski Syafruddin (2015) Estimasi Parameter Pembeda Model SARFIMA Dengan Metode *Conditional Sum Of Square* (CSS), mengimplementasikan model SARFIMA untuk memprediksi produksi minyak bumi Indonesia dengan hasil dari penelitiannya menunjukkan model terbaik berdasarkan nilai *Mean Square Error* (MSE) yaitu SARFIMA. Serta, penelitian lain oleh Arina Dini (2016) melakukan penelitian yaitu perbandingan Model *Time Series Seasonal ARIMA* (SARIMA) dan *Seasonal ARFIMA* (SARFIMA) pada data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek Di Jawa Timur (*Studi Kasus di APD PT. PLN Distribusi Jawa Timur*) dengan hasil pengujian diperoleh bahwa SARFIMA memiliki nilai *Mean Square Error* (MSE) terkecil. Pada penelitian lain oleh Molydah S (2018) melakukan penelitian tentang Analisis Perbandingan Implementasi SARIMA dan *Support Vector Machine* (SVM) dalam Prediksi Jumlah Wisatawan Mancanegara dengan hasil pengujian pada kategori tinggi metode SVM memiliki nilai MAPE sebesar 3,45% sedangkan pada metode SARIMA nilai MAPE yang lebih kecil 7,07%. Oleh karena itu, akan dilakukan penelitian pada peramalan jumlah kunjungan wisatawan Mancanegara dengan SARFIMA

dengan studi kasus jumlah kunjungan wisatawan mancanegara melalui pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali.

TINJAUAN PUSTAKA

1. Wisatawan Mancanegara

Menurut *United Nation World Tourism Organization* (UNWTO), wisatawan mancanegara adalah setiap orang yang berkunjung ke suatu negara di luar tempat tinggalnya untuk beberapa keperluan tanpa bermaksud memperoleh penghasilan di tempat yang dikunjungi dan lamanya kunjungan tersebut tidak lebih dari 12 bulan. Definisi ini mencakup dua kategori tamu mancanegara yaitu :

- a. Wisatawan (*tourist*) adalah setiap pengunjung yang datang ke suatu tempat dan tinggal di tempat tersebut tidak lebih dari dua belas 12 bulan dengan maksud kunjungan antara lain: berlibur, rekreasi dan olahraga bisnis, mengunjungi teman dan keluarga, misi, menghadiri pertemuan, konferensi, kunjungan dengan alasan kesehatan, belajar, dan keagamaan.
- b. Pelancong (*excursionist*) adalah setiap pengunjung seperti definisi di atas yang tinggal ditempat tersebut kurang dari dua puluh empat jam di tempat yang dikunjungi (termasuk *cruise passenger* yaitu setiap pengunjung yang tiba di suatu tempat dengan menggunakan kapal atau kereta api, dan mereka tidak menginap di akomodasi yang tersedia di negara tersebut) (BPS: Statistik Kunjungan Wisatawan Mancanegara, 2016).

2. Peramalan

Pada dasarnya peramalan merupakan suatu dugaan atau perkiraan atas terjadinya kejadian diwaktu

mendatang. Menurut jangka waktunya, peramalan dibagi menjadi 3 periode sesuai dengan materi yang diramalkannya. Periode peramalan dibagi menjadi 3, yaitu:

1. Peramalan Jangka Panjang (*Long-Term Forecasting*)
Merupakan peramalan yang memperkirakan keadaan dalam waktu beberapa tahun ke depan.
2. Peramalan Jangka Menengah (*Mid-Term Forecasting*)
Merupakan peramalan dalam jangka waktu bulanan atau mingguan.
3. Peramalan Jangka Pendek (*Short-Term Forecasting*)
Merupakan peramalan dalam jangka waktu harian hingga setiap jam. (Nasution, 2005)

3. Analisis Time Series

Analisis deret waktu diperkenalkan pada tahun 1970 oleh George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins melalui bukunya yang berjudul *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Sejak saat itu, deret waktu mulai banyak dikembangkan.

Deret waktu (*time series*) merupakan serangkaian data pengamatan yang terjadi berdasarkan indeks waktu secara berurutan dengan interval waktu secara berurutan dengan interval waktu tetap. Analisis deret waktu adalah salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur *probabilistic* keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang dalam pengambilan keputusan.

A. Fungsi Autokorelasi (ACF)

Dalam menganalisis deret waktu yang diperlukan statistik kunci yaitu koefisien korelasi. Koefisien korelasi adalah hubungan suatu fungsi yang

menunjukkan besarnya korelasi (hubungan linear) antara pengamatan pada waktu ke t (Z_t) dengan pengamatan waktu-waktu yang sebelumnya ($Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$).

Kovariansi antara Z_t dan Z_{t-k} adalah sebagai berikut

$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t-k}) = E[(Z_t - \mu)(Z_{t-k} - \mu)] \quad (1)$$

Keterangan :

γ_k = Autokovariansi pada *lag-k*

(Z_t, Z_{t-k}) = Nilai ekspektasi ACF

μ = Nilai konstanta *Moving Average*

Sedangkan autokorelasi antara Z_t dan Z_{t-k} adalah sebagai berikut

$$\gamma_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t-k})}{\sqrt{\text{var}(Z_t)}\sqrt{\text{var}(Z_{t-k})}}$$

dengan $\frac{\sqrt{\text{var}(Z_t)}\sqrt{\text{var}(Z_{t-k})}}{\sqrt{\text{var}(Z_t)}\sqrt{\text{var}(Z_{t-k})}} = \gamma_0$, sehingga diperoleh

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (3)$$

Syarat untuk proses yang stasioner yaitu, fungsi autokovarians (γ_k) dan fungsi autokorelasi ρ_k memenuhi asumsi :

1. $\gamma_k = \text{var}(Z_t)$; $\rho_0 = 1$
2. $|\gamma_k| \leq \gamma_0$; $|\rho_k| \leq 1$
3. $\gamma_k = \gamma_{-k}$; $\rho_k = \rho_{-k}$

(Wei, 2016)

Pada analisis *time series*, γ_k disebut sebagai fungsi autokovarian dan ρ_k disebut fungsi autokorelasi yang merupakan ukuran keeratan antara Z_t dan (Z_{t-k}) dari proses yang sama dan hanya dipisahkan oleh selang waktu k . Fungsi autokorelasi dihitung sesuai dengan pengambilan data dan dirumuskan sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}$$

Dimana $k = 0, 1, 2, \dots$

(Wei, 2016)

Diagram ACF dapat digunakan sebagai alat untuk mengidentifikasi

kestasioneran data. Jika diagram ACF cenderung turun lambat baik secara linear maupun hiperbolik, maka dapat disimpulkan data belum stasioner dalam rata-rata.

B. Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$\phi_{kk} = \text{corr}(Z_t, Z_{t-k} | Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k+1}) \quad (4)$$

Nilai PACF dapat dihitung menggunakan persamaan (2.5) sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j}$$

Dimana $\phi_{ij} = \phi_{jj} - \phi_{ii} \phi_{jj}$ (Wei, 2016)

Model Autoregressive Fractionally Moving Average (ARFIMA)

Model ARIMA digunakan untuk data *time series short memory* (jangka pendek), sebaliknya untuk data *time series* yang memiliki ketergantungan jangka panjang (*long memory*) yaitu jika diantara observasi dengan periode yang terpisah jauh masih mempunyai korelasi yang tinggi, model yang digunakan adalah ARFIMA. *Long memory* terlihat dari nilai autokorelasi turun lambat secara hiperbolik untuk *lag* yang semakin besar (Kusuma, 2009). Ini menyebabkan parameter *d* bernilai sangat kecil, sehingga Granger dan Joyeux memperkenalkan model ARFIMA. Perbedaan model ARIMA terletak pada parameter pembeda yang bernilai pecahan pada model ARFIMA.

$$\phi(B)(1 - B)^d Z_t = \theta(B)a_t \quad (5)$$

Dimana

$$\phi_P = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots -$$

$\phi_P B^P$ adalah koefisien komponen AR non musiman dengan orde *p*

$$\theta_Q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_Q B^Q$$

adalah koefisien komponen MA non musiman dengan orde *q*

$(1 - B)^d = \text{differencing}$ non musiman dengan orde *d*

B = operator *Backward*

ϕ = parameter model *autoregressive*

θ = parameter model *moving average*

d = nilai parameter pembedaan

Z_t = nilai data deret waktu ke-*t*

a_t = galat waktu ke-*t*

(Wei, 2006)

Generalisasi dari model ARIMA untuk data yang memiliki pola musiman, model terbaik yaitu SARIMA (*p,d,q*) (*P,D,Q*)^{*S*} dirumuskan oleh Wei (2006) sebagai berikut:

$$\phi_P(B)\Phi_P(B^S)(1 - B)^d(1 - B)^D Z_t = \theta_Q(B)\Theta_Q(B^S)a_t \quad (6)$$

Keterangan:

p,d,q = orde AR, *differencing*, MA non musiman

P,D,Q = orde AR, *differencing*, MA musiman *S* = 3,4,6,1,2

$\Phi_P(B^S) = (1 - \Phi_1 B^S - \dots - \Phi_P B^{PS})$ = koefisien komponen AR musiman *S* dengan orde *P*

$\Theta_Q(B^S) = (1 - \theta_1 B^S - \dots - \theta_Q B^{QS})$ = koefisien komponen MA musiman *S* dengan orde *Q*

Keterangan:

$(1 - B)^D$ = differencing non musiman S dengan orde D

B = operator *Backward*

ϕ = parameter model *autoregressive*

d = ordo pembedaan non musiman

θ = parameter model *moving average*

Φ = parameter model *autoregressive musiman*

D = ordo pembedaan musiman

Θ = parameter model *moving average musiman*

s = periode musiman

Z_t = nilai data deret waktu ke- t

a_t = galat waktu ke- t

Model ARFIMA (p,d,q) yang dikembangkan oleh Granger dan Joyeux (1980) adalah sebagai berikut:

$$\phi(B)(1 - B)^d(Z_t - \mu) = \theta(B)a_t \quad (7)$$

Keterangan :

$\phi(B)$ = polynomial $AR(p)$

$\theta(B)$ = polynomial $MA(q)$

d = nilai parameter pembeda

μ = rata-rata dari pengamatan

Z_t = nilai data deret waktu ke- t

a_t = galat waktu ke- t

$$a_t \sim IIDN(0, \sigma_a^2)$$

$$(1 - B)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-1)^k B^k = \text{operator pembeda pecahan}$$

C. Model *Seasonal Autoregressive Fractionally Moving Average (SARFIMA)*

Model SARFIMA adalah model data deret waktu yang dapat memodelkan ketergantungan jangka panjang (*long memory*) yang bersifat musiman dari suatu deret waktu. Ada pun model *Seasonal ARFIMA* dikembangkan oleh Granger dan Joyeux (1980)

$$\phi_P(B)\Phi_P(B^S)(1 - B)^d(1 - B^S)^D(Z_t - \mu) = \theta(B)\Theta(B^S)a_t \quad (8)$$

Keterangan :

μ = rata-rata dari pengamatan

$\{a_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$ = proses *white noise* dengan mean dan variansi sama dengan nol.

$s \in \mathbb{N}$ = periode musiman

$(1 - B^S)^D$ = differencing musiman S dengan orde D

B = operator *Backward*, yang dapat didefinisikan sebagai berikut

$$B^{sk}(X_t) = X_{t-sk}$$

Jika $k = 1$, maka $B^s(X_t) = X_{t-s}$

Sedangkan operator pembedaan musiman (∇_s) dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\nabla_s(X_t) = X_t - X_{t-s} = X_t - B^s(X_t)$$

Sehingga diperoleh,

$$\nabla_s = (1 - B^s)$$

Jadi, pembedaan musiman orde D, dapat dituliskan

$$\nabla_s^D = (1 - B^s)^D \quad (9)$$

Karakteristik yang harus dipenuhi dalam pemodelan *Seasonal ARFIMA* adalah membuktikan adanya sifat *long memory* pada data. Sifat *long memory*

dapat dibuktikan dengan cara mendapatkan nilai hurst adalah sebagai berikut:

Menentukan rata-rata, adjusted mean dan simpangan baku dari deret waktu dengan persamaan sebagai berikut:

$$\bar{Z} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t \quad (10)$$

$$Z_t^{adj} = Z_t - \bar{Z} \quad (11)$$

$$S_t = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Z_t - \bar{Z})^2}$$

dengan $t = 1, 2, \dots, T$

Menentukan deviasi kumulatif dan rentang dari deviasi kumulatifnya

$$Z_t^* = \sum_{t=1}^T Z_t^{adj}, \text{ dengan } t = 1, 2, \dots, T$$

$$R_t = \text{Max} (Z_1, Z_2, \dots, Z_t^*) - \text{Min} (Z_1^*, Z_2^*, \dots, Z_t^*) \text{ dengan } t = 1, 2, \dots, T$$

Menentukan nilai eksponensial Hurst (H) melalui statistik R/S dari data deret waktu.

$$(R/S)_t = c \cdot t^H \text{ dengan } t = 1, 2, \dots, T$$

$$\ln (R/S)_t = \ln c + H \ln t$$

Keterangan :

c = suatu konstanta

H = eksponensial Hurst

Untuk menduga nilai H dilakukan dengan melogaritmakan statistik (R/S) dan menaksir nilai H melalui metode

Ordinary Least Square (OLS) (Wei, 2006), ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$\hat{\beta}_1 = H = \frac{\sum_{j=1}^T (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{j=1}^T (X_j - \bar{X})^2} \quad (12)$$

Keterangan:

$$Y_j = \ln (R/S)_t$$

$$\hat{\beta}_0 = \ln c$$

$$\hat{\beta}_1 = H$$

$$Y_j = \ln t$$

Jika $H = 0,5$ maka menunjukkan deret waktu bersifat acak

$0 < H < 0,5$ maka menunjukkan *short memory*

$0,5 < H < 1$ maka menunjukkan *long memory*

D. Metode Geweke and Porter-Hudak (GPH)

Metode GPH pertama kali diusulkan oleh Geweke dan Porter-Hudak pada tahun 1983, dimana persamaan spektral ARFIMA dibentuk menjadi persamaan regresi spektral dengan log periodegram sebagai variabel tak bebasnya. Penaksiran parameter pembeda d pada Metode GPH dapat dilakukan secara langsung tanpa mengetahui nilai parameter p dan q terlebih dahulu.

Penaksiran parameter d dapat dilakukan dengan metode GPH. Langkah pertama yang harus dilakukan yaitu menentukan nilai frekuensi harmonik ω_j untuk tiap observasi.

$$\omega_j = (2\pi \cdot j/T) \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, m$$

Bandwidth optimal m dibatasi sampai $m = g(T) = [T^{0,5}]$. Tahapan selanjutnya adalah menentukan nilai periodogram dengan metode GPH, yang bentuk periodogramnya ditentukan melalui persamaan:

$$I_Z(\omega_j) = \frac{1}{2\pi} \left\{ \gamma_0 + 2 \sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t \cos(t \cdot \omega_j) \right\}$$

dimana $\omega_j \in (-\pi, \pi)$ dan $\gamma_t =$ nilai autokovarians dari lag ke- t . Kemudian nilai dari logaritma natural periodogramnya dijadikan sebagai variabel respon γ_j untuk regresi spektral.

$$Y_j = \ln(I_j(\omega_j)) \quad (13)$$

Dan untuk variabel prediktor, persamaan adalah sebagai berikut:

$$X_j = \ln \left[\frac{1}{4 \sin^2(\omega_j/2)} \right] \quad (14)$$

Sehingga dengan persamaan regresi linier $Y_j = \beta_0 + \beta_1 X_j + a_j$ nilai taksiran parameter d dapat ditentukan dengan metode least square pada persamaan

$$\hat{\beta}_1 = \hat{d} = \frac{\sum_{j=1}^T (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{j=1}^T (X_j - \bar{X})^2} \quad (15)$$

E. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Aikake pada tahun 1973 memperkenalkan suatu pemilihan model terbaik selain MSE. AIC digunakan untuk menemukan model yang dapat menjelaskan data dengan parameter bebas yang minimum. Model yang dipilih adalah model dengan nilai AIC terendah. Wei (1990) menjelaskan untuk menghitung AIC maka digunakan persamaan sebagai berikut:

$$AIC = n \ln \hat{\sigma}_n^2 + 2p$$

Keterangan :

n = banyak observasi

m = jumlah parameter yang ditaksir

$\hat{\sigma}_n^2$ = nilai variabel residual

Untuk peramalan pengambilan keputusannya menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MAPE merupakan perhitungan yang menunjukkan nilai absolut rata-rata perbedaan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Hasil peramalan dikatakan semakin akurat jika nilai MAPE semakin kecil (Naufal, 2017).

Rumus MAPE secara umum sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t + f_t}{x_t} \right|}{n} \times 100 \%$$

Keterangan:

n = Jumlah Sampel

x_t = Nilai Akurasi Indeks pada periode ke- t

f_t = Nilai Prediksi Indeks pada periode ke- t

METODE PENELITIAN

1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang didapatkan dari Badan Pusat Statistik Republik Indonesia. Data yang digunakan yaitu data Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Menurut Pintu Masuk di Bandara Ngurah Rai Bali

Pada Bulan Januari 2010 sampai Juni 2019.

2. Variabel Penelitian dan Struktur Data

Variabel yang diamati dalam penelitian ini meliputi variabel input serta satu variabel output. Variabel output dalam penelitian ini adalah hasil peramalan 24 periode atau selama 2 tahun kedepan. Dan variabel inputnya adalah 114 data Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Melalui pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali dari periode Januari 2010 sampai dengan Juni 2019. Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara adalah variabel independen.

Tabel 3.1 Struktur Data

Periode	Waktu	Variabel
Januari 2010	t_1	Y_{t_1}
⋮	⋮	⋮
Desember 2010	t_{12}	$Y_{t_{12}}$
Januari 2011	t_{13}	$Y_{t_{13}}$
⋮	⋮	⋮
Desember 2011	t_{24}	$Y_{t_{24}}$
Januari 2012	t_{25}	$Y_{t_{25}}$
⋮	⋮	⋮
Desember 2012	t_{26}	$Y_{t_{26}}$
⋮	⋮	⋮
Jani 2019	t_{114}	$Y_{t_{114}}$

3. Langkah Penelitian

Adapun langkah-langkah yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Mengidentifikasi karakteristik atau pola data Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara melalui pintu masuk bandara Ngurah Rai Bali menggunakan statistika deskriptif.
2. Melakukan Identifikasi model sebagai berikut :
 - a. Plot data, data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara melalui

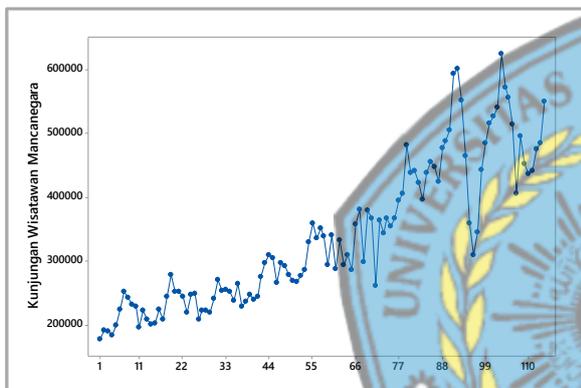
pintu masuk bandara Ngurah Rai Bali untuk mengidentifikasi apakah terdapat indikasi ketergantungan jangka panjang.

- b. Mengetahu apakah data stasioner terhadap varians, maka perlu dilakukan transformasi Box-Cox. Sedangkan jika data belum stasioner dalam mean, pada ARIMA dilakukan differencing untuk menanggulangi ketidakstasioneran tersebut.
3. Melakukan estimasi parameter SARFIMA (P, D, Q)^s dengan langkah-langkah yang dilakukan adalah :
 - a. Plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) untuk mengidentifikasi model *Autoregressive Moving Average* (ARMA).
 - b. Mengestimasi parameter d model SARFIMA menggunakan regresi spektral (GPH)
4. Uji signifikan parameter model SARFIMA
5. *Diagnostic* terhadap model dengan :
 - a. Uji kesesuaian model dengan uji asumsi kecukupan model untuk *white noise*.
 - b. Uji normalitas residual dengan menggunakan uji Normalitas test. Jika indentifikasi model tidak sesuai maka diulangi ke langkah 5 a lagi sampai indentifikasi model telah selesai.
6. Menentukan model terbaik berdasarkan AIC.
7. Peramalan (forecasting) menggunakan MAPE.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Deskripsi Data

Data yang dianalisis pada penelitian ini merupakan data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara menurut pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali bulan Januari 2010 sampai Juni 2019, Data keseluruhan berjumlah 114 data. Tahapan yang dilakukan pertama kalinya pengecekan pola data historis atau plot data time series.



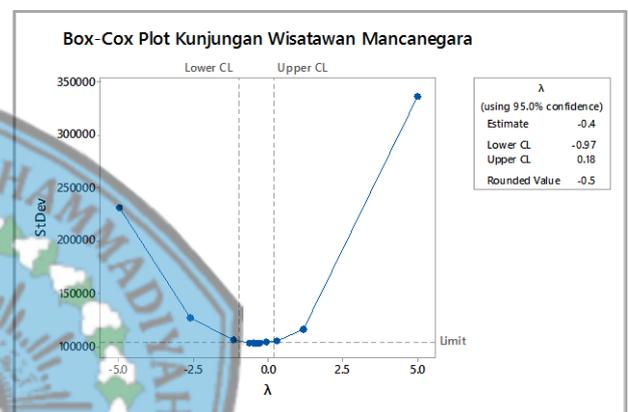
Gambar 4.1. Plot *time series* jumlah kunjungan wisatawan mancanegara menurut pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali

Berdasarkan Gambar 4.1 diatas pergerakan data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara menurut pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali mengalami kenaikan dan penurunan yang cukup signifikan pada akhir tahun 2017 karna disebabkan adanya bencana alam erupsi Gunung Agung di Kabupaten Karangasem dan plot menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam variansi.

2. Analisis Pola Data

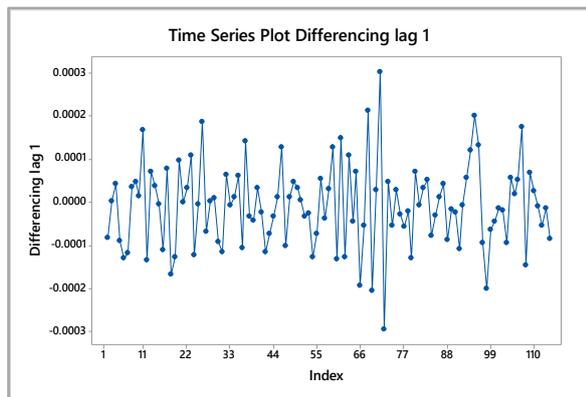
Data yang tidak stasioner dalam varian perlu dilakukan proses

transformasi Box-Cox untuk menstasionerkan dalam varian data differencing untuk menstasionerkan dalam mean. Dalam menstasionerkan data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara menurut pintu masuk di bandara Ngurah Rai Bali yaitu dengan melihat nilai dari lamda (λ) yang terdapat pada diagram transformasi Box-Cox pada Gambar 4.2 berikut ini:



Gambar 4.2. Plot *Box-Cox* Jumlah kunjungan Wisatawan Mancanegara menurut pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali

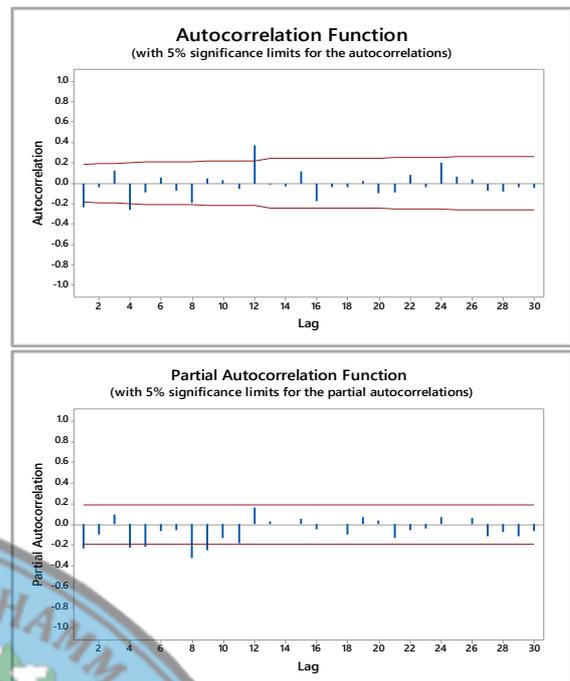
Dari gambar diatas menunjukkan bahwa nilai lamda (λ) sebesar -0,5 maka data ditransformasi dengan menggunakan rumus transformasi $\frac{1}{\sqrt{z_t}}$ setelah data dilakukan transformasi *Box-Cox* maka dapat dilihat pada (Lampiran 2). Sehingga untuk analisis selanjutnya digunakan data hasil differencing lag 1. Plot *time series* data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara menurut pintu masuk di bandara Ngurah Rai Bali setelah differencing dapat dilihat pada Gambar 4.3 berikut ini:



Gambar 4.3. Plot *time series* Data Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara menurut pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali Setelah *Differencing lag 1*

Berdasarkan plot *time series* setelah *Differencing lag 1* pada gambar dapat dilihat bahwa data sudah stasioner dalam *varian* karena pola data menunjukkan terjadi pola signifikan secara fluktuatif dan polanya relatif datar yang berarti bahwa data sudah stasioner dalam *mean*. Hal ini juga dilihat dari plot ACF yang berpola *dies down* dilihat pada gambar 4.4 maka data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara melalui pintu masuk di bandara Ngurah Rai Bali dapat digunakan sebagai tahap pengidentifikasi model SARFIMA.

Transformasi *Box-Cox* digunakan untuk menstasionerkan data dalam *varian* sedangkan plot ACF dan PACF digunakan untuk memeriksa kestasioneran dalam *mean*. Plot ACF dan PACF data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara menurut pintu masuk di bandara Ngurah Rai Bali setelah di transformasi pada Gambar 4.4 dan Gambar 4.5 berikut ini:



Gambar 4.4. Plot ACF dan PACF Data Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara menurut pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali Setelah *Differencing*

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 4.4 bisa diperkirakan model *ARMA (p,q)*, terlihat bahwa plot ACF menunjukkan signifikan pada lag 1, 4, 12 dan pada plot PACF menunjukkan keluar pada lag 1, 4, 5, 8, 9. Berdasarkan lag yang keluar dari batas signifikan pada plot ACF dan PACF dapat di gunakan beberapa model SARFIMA yang signifikan pada data jumlah kunjungan Wisatawan Mancanegara menurut pintu masuk di bandara Ngurah Rai Bali.

3. Pemodelan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara dengan Metode *Seasonal ARFIMA*

Pemodelan ARFIMA yang dilakukan melalui metode *Box-jenkins* pada dasarnya memiliki beberapa tahapan yang sama pada pemodelan

ARIMA yaitu identifikasi, estimasi, uji diagnostik dan peramalan. Akan tetapi tiap tahapannya mempunyai perbedaan tersendiri.

Pengujian secara format untuk memeriksa adanya ketergantungan jangka panjang (*long memory*) dengan menggunakan uji *Hurst*. Sifat jangka panjang pada data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara melalui pintu masuk di bandara Ngurah Rai Bali dapat diidentifikasi dengan menggunakan statistik *Hurst* yang dijelaskan pada Tabel 4.5 berikut ini:

Tabel 4.1 Hasil Uji Hurst

Perhitungan	Nilai
<i>Hurst Eksponent</i>	0.814205

Berdasarkan hasil uji di atas diperoleh nilai Statistik *Hurst* sebesar 0.814205, dari hasil di atas menunjukkan bahwa nilai statistik *Hurst* berada pada selang 0,5 sampai dengan 1 ($0,5 < H < 1$), sehingga sifat *long memory* pada data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara melalui pintu masuk di bandara Ngurah Rai Bali terbukti. Langkah selanjutnya adalah menaksir nilai pembeda fraksional (*d*) dengan menggunakan metode GPH. Estimasi nilai *d* dilakukan sesuai dengan hasil run *packages fdGPH* pada *software R*, parameter *d* ditunjukkan pada Tabel 4.2 sebagai berikut:

Tabel 4.2 Penaksiran Parameter *d*

<i>GPH Method</i>	
<i>D</i>	1.020868

Dari Tabel 4.6 diperoleh nilai *d* sebesar 1.020868. nilai *d* diperoleh dari hasil *packages* program *R*. Setelah proses *differencing* dilakukan, maka langkah selanjutnya melakukan pemodelan.

4. Identifikasi Model SARFIMA

Identifikasi model ARFIMA pada dasarnya sama dengan prosedur pada ARIMA. Identifikasi model SARFIMA adalah suatu tahapan untuk menentukan orde (*p, q, P, Q*) pada model SARFIMA, yaitu dengan *p* merupakan orde untuk *autoregressive* (AR) non musiman, *q* merupakan orde *moving average* (MA) non musiman, *P* merupakan orde untuk *autoregressive* (AR) musiman, dan *Q* merupakan orde *moving average* (MA) musiman. Pengidentifikasi orde AR dan MA yaitu dengan melihat plot ACF dan PACF. Plot ACF digunakan untuk mengidentifikasi orde *moving average* (MA) sedangkan plot PACF digunakan untuk mengidentifikasi orde *autoregressive* (AR). Berdasarkan plot ACF dan PACF pada data setelah di *differencing* pada gambar 4.4 dan gambar 4.5, terlihat bahwa plot ACF menunjukkan keluar pada lag 1, 4, 12 dan plot PACF menunjukkan keluar pada lag 1, 4, 5, 8, 9.

5. Estimasi Parameter dan Uji Signifikasin Parameter Model SARFIMA (*p, d, q*) (*P, D, Q*)^s

Langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter model dugaan tersebut. Langkah estimasi parameter pada model ARFIMA sama dengan langkah mengestimasi model ARIMA. Ringkasan hasil untuk uji signifikansi parameter beberapa model dugaan yang

sesuai dapat di lihat pada Tabel 4.4 berikut ini:

Tabel 4.4 Pengujian Signifikansi Parameter Model Dugaan SARFIMA

Model	Parameter	Estimate	P-value	AIC	MAPE
SARFIMA ([4,12], d, [1,4]) ¹² (no constant)	θ_1	0.5659 4	<.0001	-	173.85
	θ_4	0.9405 8	<.0001	160	11
	ϕ_4	0.7124	<.0001	3.74	
	ϕ_{12}	0.4168 6	0.0004		
SARFIMA ([4,12], d, [4]) ¹² (no constant)	θ_4	0.9670 2	<.0001	-	188.52
	ϕ_4	0.7201 9	<.0001	158 1.42	28
	ϕ_{12}	0.3331 8	0.0033		
SARFIMA ([4], d, [1]) ¹² (no constant)	θ_1	0.5585 8	<.0001	-	172.70
	ϕ_4	0.2095 5	0.041	158 2.18	89
SARFIMA ([4], d, [4]) ¹² (no constant)	θ_4	0.9717	<.0001	-	178.12
	ϕ_4	0.6329	<.0001	157 4.75	1
SARFIMA ([12], d, [1]) ¹² (no constant)	θ_1	0.6087 4	<.0001	-	173.64
	ϕ_{12}	0.4916 8	<.0001	159 8.76	1

Model SARFIMA	Uji White Noise	
	Sampai Lag	P-value
SARFIMA ([4,12], d, [1,4]) ¹² (no constant)	6	0.1552
	12	0.6410
	18	0.5617
	24	0.1000
SARFIMA ([4,12], d, [4]) ¹² (no constant)	6	0.0003
	12	0.0128
	18	0.0452
	24	0.0002
SARFIMA ([4], d, [1]) ¹² (no constant)	6	0.0096
	12	0.0017
	18	0.0076
	24	0.0003
SARFIMA ([4], d, [4]) ¹² (no constant)	6	0.0051
	12	0.0095
	18	0.0366
	24	0.0079
SARFIMA ([12], d, [1]) ¹² (no constant)	6	0.0876
	12	0.3829
	18	0.4620
	24	0.0197

6. Uji Asumsi Residual Model SARFIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^S$

Diagnostic checking perlu dilakukan dengan tujuan untuk melihat apakah residual dan variansi residual model tersebut sudah memenuhi asumsi pemodelan, dengan cara memeriksa apakah residual sudah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Pengujian asumsi residual *white noise* pada ARFIMA sama dengan pengujian asumsi residual *white noise* pada ARIMA. Maka hasil uji *Ljung-Box test* dapat dilihat pada Tabel 4.5 berikut ini:

Tabel 4.5 Hasil Uji Ljung-Box test Residual pada Model SARFIMA

Berdasarkan Tabel 4.5 diatas diperoleh dari *Uji Ljung Box test* diketahui bahwa nilai *p-value* model 1 dan model 5 dugaan SARFIMA lebih besar dari α sebesar 0,05 yang artinya residual memenuhi asumsi *white noise*, sedang model 2,3 dan 4 tidak memenuhi residual asumsi *white noise*. Maka langkah selanjutnya melakukan uji normalitas pada residual kelima dugaan model sementara.

7. Model SARFIMA $(p, d = 1.020868, q)(P, D, Q)^S$ Terbaik

Secara matematis model SARFIMA $([12], d, [1])^{24}$ (no constant) dengan $(d=1.020868)$ dapat

dituliskan dalam bentuk seperti berikut ini:

$$(1 + 0.49168^{12})(1 - B)^{1.020868}Z_t = 0 + (1 - 0.60874^{12})a_t$$

dengan, $\phi_p = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p = 1 + 0.49168^{12}$ dengan ϕ_p adalah koefisien komponen AR non musiman dengan orde p

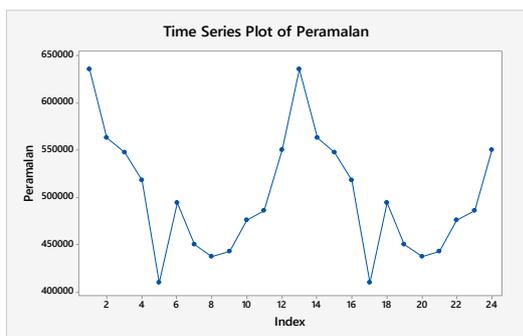
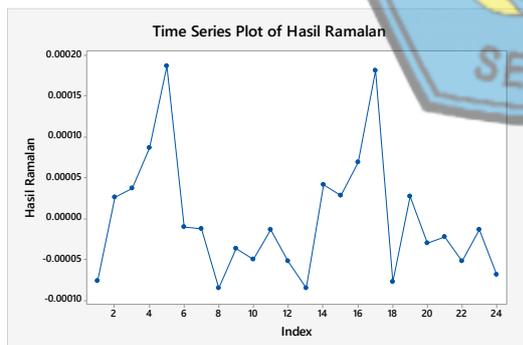
$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q = 1 - 0.60874^{12}$, dengan $\theta_q(B)$

adalah koefisien komponen MA non musiman dengan orde q

Nilai $(1 - B)^{1.020868}$ menggambarkan ketergantungan jangka panjang dalam deret. Jika $(1 - B)^{1.020868}$ dianggap sebagai Z_t yang menunjukkan ketergantungan jangka panjang.

8. Hasil Peramalan

Gambar 4.6 Plot Hasil Ramalan Data Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Melalui Pintu Masuk di Bandara Ngurah Rai Bali



Berdasarkan Gambar 4.6 diatas data hasil ramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara menurut pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali menunjukkan kenaikan dan penurunan yang cukup signifikan untuk 24 periode kedepan atau 2 tahun kedepan.

KESIMPULAN

Kesimpulan yang didapatkan pada penelitian ini berdasarkan hasil analisis dan pembahasan sebagai berikut.

- Data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara melalui pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali teridentifikasi memiliki sifat *long memory*, yang dibuktikan dari statistik *Hurst* yang nilainya berada pada interval $0 < H < 1$, yaitu 0.814205, sehingga data dapat dimodelkan dengan model *Seasonal ARFIMA*. perhitungan parameter d dengan menggunakan metode GPH menunjukkan bahwa besar parameter d yang digunakan dalam pemodelan adalah 1,020868.
- Data mengandung pola musiman, sehingga model terbaik yang di dapatkan adalah *SARFIMA* $([12], d, [1])^{12}$ (*no constant*) untuk meramalkan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara melalui pintu masuk di Bandara Ngurah Rai Bali. Model tersebut memiliki nilai AIC sebesar -1598.76 dan nilai MAPE yang didapatkan sebesar 172.7089.

DAFTAR PUSTAKA

- Astuti, U. P. 2016. Analisis Prediksi Jumlah Wisatawan mancanegara yang Masuk Melalui Pintu Kedatangan

- Entikong Menggunakan Metode SARIMA dengan Software Eviews. Semarang: Universitas Negeri Semarang.
- Badan Pusat Statistik. 2019. Provinsi Bali dalam angka. Retrieved from <http://www.bps.go.id>.
- Badan Pusat Statistik. 2016. *Konsep dan Definisi Statistik Kunjungan Wisatawan Manca Negara*. Retrieved from <http://www.bps.go.id>.
- Bandara Udara I Gusti Ngurah Rai. 2019. Retrieved from <https://bali-airport.com/id> (Diakses pada Tanggal 28 November 2019).
- BPS. *Pariwisata Statistik Sektor* Retrieved from <http://www.bps.go.id> (Diakses pada Tanggal 27 November 2019).
- C.W.J. Granger & R. Joyeux. 1980. *An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing*. *Journal of Time Series Analysis*. Vol.1.
- Dini, Arina. 2016. Perbandingan Model *Time Series Seasonal ARIMA* (SARIMA) dan *Seasonal ARFIMA* (SARFIMA) pada data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek Di Jawa Timur (*Studi Kasus di APD PT. PLN Distribusi Jawa Timur*). Skripsi Program Sarjana (dipublikasikan). Fakultas Sain Dan Teknologi: Universitas Airlangga.
- Geweke J dan Porter-Hudak,S. (1983), "The
- Mostafei, Hamidreza dan Sakhakhsh, Leila. "Using SARFIMA dan SARIMA Models to Study and Predict the Iraqi Oil Production".
- Estimation and Application of Long Memory Time Series Models", Journal of Time series Analysis*, Vol. 4, hal. 221-238.
- Hartono, Bambang. 2018. *Perbandingan Model Seasonal ARIMA dan Seasonal ARFIMA pada Peramalan Curah Hujan di Kawasan Bogor*. Skripsi Program Sarjana (dipublikasikan). Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Pertanian Bogor.
- Irma, A. S dan Indah, S. (2004). Analisis Permintaan Objek Wisata Alam Curug Sewu, Kabupaten Kendal dengan Pendekatan *Travel Cost*. *Jurnal Dinamika Pembangunan*, Vol 1 No. 2/Des 2004.
- Joyeux, C. G. 1980. *An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing*. *Journal of Time Series Analysis*.
- Kusuma, Liana N. Dan Winita Sulandari. 2009. *Penerapan Model ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average) dalam Peramalan Suku Bunga Sertifikat Bank Indonesia (SBI)*. Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika. Universitas Sebelas Maret. Surakarta.
- Makridakis S., dan Wheelwright, Mc Gee. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Bina Rupa Aksara, Jakarta.
- Journal of Basic and Applied Scientific Research. 2011. Hal: 1716.
- Molydah, S. 2018. Analisis Perbandingan Implementasi SARIMA dan Support

Vector Machine (SVM) dalam Prediksi Jumlah Wisatawan. Skripsi Program Sarjana. Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam: Universitas Islam Indonesia.

Naufal, M. F. (2017). Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Datang ke Indonesia Berdasarkan Pintu Masuk Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM).

Nasution, A.H. 2005. *Manajemen Industri*. Yogyakarta: Andi.

Syafuruddin, Reski .2015. Estimasi Parameter Pembeda Model SARFIMA dengan Metode *Conditional Sum Of Square* (CSS). Skripsi Program Sarjana. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam: Universitas Hasanuddin.

Wei, W. W. S. 1990. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Addison Wesley Publishing Company, Inc.

Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis*. New York. Addison Wesley.

