# Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Indonesia

# Rizka Putri Maulidya<sup>1</sup> dan Laila Sirri Hayati<sup>2</sup>

Program Studi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Islam Indonesia, Jl. Kaliurang Km. 14,5 Yogyakarta, Indonesia

Email: 119611009@students.uii.ac.id, 219611050@students.uii.ac.id

# **ABSTRAK**

Pandemi covid-19 merupakan wabah yang merubah tatanan kehidupan masyarakat diseluruh dunia atau disebut dengan new normal. Masyarakat diwajibkan hidup dalam new normal untuk tetap bisa menjaga kesehatan dan keselamatan jiwa mereka. Wabah covid-19 yang muncul di Indonesia mulai 2 Maret 2020 masih terus berjalan hingga kini. Bencana ini menyebabkan banyak sektor harus ditutup tak terkecuali pariwisata dan transportasi. Covid 19 berdampak sangat berat bagi perekonomian terutama yang mengandalkan perekonomian dalam sektor pariwisata. Tujuan dari penelitian ini a) untuk melihat fluktuasi kunjungan wisatawan Mancanegara ke Indonesia sebelum pandemi; b) dibandingkan dengan kunjungan wisatawan saat pandemi. Data yang digunakan untuk penelitian ini diambil dari website bps.go.id dimana data diambil dalam rentan 5 tahun terakhir dari bulan Januari 2017 sampai Oktober 2021. Hasil dari peramalan ini dapat digunakan oleh pemerintah untuk memprediksi serta menyiapkan hal-hal sebelum terjadinya luapan jumlah wisatawan. Metode yang digunakan untuk melakukan peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia, dalam penelitian ini adalah Dekomposisi ARIMA dan Seasonal ARIMA. Model terbaik dari metode Dekomposisi ARIMA adalah ARIMA(0,2,1) sedangkan pada Seasonal ARIMA adalah ARIMA(0,1,0)(1,1,1)12. Berdasarkan pada nilai kesalahan AIC dari model terbaik pada kedua metode ini, model ARIMA(0,1,0)(1,1,1)12 lebih cocok digunakan untuk peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia. Oleh karena itu, dilakukan peramalan 10 periode ke depan menggunakan model ARIMA(0,1,0)(1,1,1)12. Nilai MAPE dari model terbaik adalah 17.05005% yang artinya hasil dari metode Seasonal ARIMA baik.

# Kata Kunci:

Kunjungan wisatawan mancanegara, Covid-19, Peramalan, Dekomposisi, ARIMA, SARIMA

# 1. Pendahuluan

Pariwisata adalah kegiatan rekreasi untuk melepaskan diri dari pekerjaan rutin atau mencari suasana lain. Sebagai suatu aktivitas, pariwisata telah menjadi bagian penting dari kebutuhan dasar masyarakat maju dan sebagian kecil masyarakat berkembang. Perkembangan pariwisata telah dipicu dari perkembangan masyarakat yang ingin menikmati waktu luang dengan pendapatan yang diperoleh dan keinginan untuk keluar dari rutinitas melalui hal yang menyenangkan yang dapat dilakukan oleh masyarakat nusantara maupun mancanegara[2].

Saat ini sektor industri pariwisata sedang menjadi industri yang giat dikembangkan karena sektor ini dapat memberikan dampak sosial, ekonomi maupun dari konteks pelestarian dan pengelolaan lingkungan, sumber daya alam dan budaya. Sektor wisatawan juga memberikan sumbangan yang cukup besar dalam peningkatan ekonomi negara. Hal ini dapat dilihat dari kontribusi sektor pariwisata terhadap PDB nasional sebesar 4,23% atau senilai Rp. 461,36 triliun, dengan peningkatan devisa yang dihasilkan mencapai US\$ 11,9 milyar, dan tenaga kerja pariwisata sebanyak 12,16 juta orang. Dari kenyataan tersebut, terlihat nilai manfaat ekonomi yang didorong oleh keberadaan sektor pariwisata. Sektor pariwisata berkontribusi secara signifikan terhadap pembangunan nasional maupun kesejahteraan masyarakat [1].

Namun pada awal tahun 2020 terjadi Pandemi Covid 19 yang terjadi hampir di seluruh bagian dunia yang menyebabkan terpengaruhnya industri pariwisata dunia, "Seperti yang terjadi di hampir semua negara yang juga di negara kita sektor pariwisata adalah salah satu sektor yang paling terpukul oleh situasi yang terjadi saat ini" (Wishnutama, 2020). Badan Pusat Statistik (BPS) juga mencatat jumlah kunjungan wisatawan mancanegara pada Maret 2020 mengalami penurunan tajam (Anggi, 2020). Ini menandakan bahwa pandemi ini sangat berpengaruh bagi pariwisata [1].

Ketika tahun baru, dan hari libur tiba jumlah wisatawan yang datang biasanya akan lebih banyak dari hari biasa. Oleh karena itu, jumlah kunjungan wisatawan dengan data runtun waktu diasumsikan akan memiliki pola musiman. Sehingga penelitian ini akan melakukan peramalan menggunakan metode dekomposisi ARIMA dana *Seasonal* ARIMA kemudian membandingkan kedua metode tersebut sehingga mendapatkan model terbaik. Dari model terbaik yang didapatkan, akan dilakukan peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia.

# 2. Tinjauan Pustaka

# 2.1. Analisis Data Runtun Waktu

Analisis runtun waktu adalah suatu metode kuantitatif untuk menentukan pola data masa lampau yang telah dikumpulkan secara teratur, untuk peramalan yang akan datang. Sedangkan Data runtun waktu data time series adalah suatu data statistik yang disusun berdasarkan waktu kejadian. Dapat berupa tahun, kuartal, bulan, minggu, dan sebagainya. Data runtun waktu yaitu data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu untuk melihat perkembangan suatu kegiatan, dimana bila data digambarkan akan menunjukkan fluktuasi dan dapat digunakan untuk dasar penarikan trend yang dapat digunakan untuk dasar peramalan yang berguna untuk dasar perencanaan dan penarikan kesimpulan. Menurut Makridakis dan Wheelwrigt 1999: 21, pola data runtun waktu dapat dibedakan menjadi empat jenis yaitu [5]:

- Pola horizontal H terjadi bilamana nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata konstan. Deret seperti ini stasioner terhadap nilai rata-ratanya. Suatu produk yang penjualannya tidak meningkat atau menurun selama waktu tertentu termasuk jenis ini.
- 2. Pola musiman S terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu.
- 3. Pola siklis C terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Penjualan produk seperti mobil dan peralatan utama lainnya menunjukkan jenis pola ini.
- 4. Pola trend T terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data. Penjualan banyak perusahaan, produk bruto nasional GNP dan berbagai indikator ekonomi atau bisnis lainnya mengikuti suatu pola trend selama perubahannya sepanjang waktu.

# 2.2. Dekomposisi

Metode dekomposisi akan membagi data menjadi tiga komponen, yaitu komponen trend, musiman, dan random. Dekomposisi sendiri dibagi kedalam metode dekomposisi aditif dan metode dekomposisi multiplikatif. Metode dekomposisi aditif digunakan jika besarnya fluktuasi musiman atau variasi di sekitar *trend-*siklus, relative stabil dan tidak bergantung dengan level runtun waktu. Dekomposisi aditif dapat dituliskan sebagai berikut.

$$y_t = S_t + T_t + R_t \tag{1}$$

Metode dekomposisi multiplikatif digunakan jika variasi musiman atau variasi disekitar *trend*-siklus berubah-ubah dan tampak sebanding dengan level runtun waktu. Dekomposisi multiplikatif dapat dituliskan sebagai berikut. [3]

$$y_t = S_t \times T_t \times R_t \tag{2}$$

Dengan,

 $y_t$ : data runtun waktu periode ke-t,

 $S_t$ : komponen musiman periode ke-t,

 $T_t$ : komponen *trend*-siklus periode ke-t,

 $R_t$ : komponen acak/sisa periode ke-t,

#### 2.3. Model ARIMA

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins sehinga disebut ARIMA Box-Jenkins. Model ARIMA merupakan model gabungan antara Autoregressive (AR) orde p dan Moving Average (MA) orde q serta proses differencing orde d.

Model AR menyatakan pengamatan pada waktu ke-t berhubungan linier dengan pegamatan waktu sebelumnya. Bentuk fungsi persamaan untuk model AR pada orde p dinyatakan sebagai berikut:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_n y_{t-n} + e_t \tag{3}$$

Model MA digunakan untuk menjelaskan suatu pengamatan pada waktu t dinyatakan sebagai kombinasi linier dari sejumlah residual. Bentuk fungsi persamaan untuk model MA pada orde q dinyatakan sebagai berikut:

$$y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_p e_{t-p} \tag{4}$$

Model ARMA merupakan model gabungan antara AR dan MA yang ditulis dengan notasi ARMA (p,q). sehingga fungsi ACF akan sama dengan sifat dari model AR dan fungsi PACF akan mengikuti sifat model MA. Bentuk fungsi persamaan untuk model ARMA dinyatakan sebagai berikut: [6]

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q}$$
 (5)

# 2.4. Model Seasonal ARIMA (SARIMA)

SARIMA adalah metode peramalan Time Series untuk data model stokastik dengan pola data musiman. Metode SARIMA dapat dipakai untuk data yang bersifat

musiman yang dapat memberikan hasil peramalan yang tidak jauh beda dengan data aktual.

Langkah-langkah pemodelan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) adalah:

- 1. Proses identifkasi model.
- 2. Pendugaan parameter model.
- 3. Pemeriksaan residual(sisaan).
- 4. Mengunakan model untuk peramalan jika model memenuhi syarat. Secara umum, notasi SARIMA adalah [5] :

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t$$
 (6)

dengan,

 $Z_t$  = nilai variabel pada waktu ke-t

 $\phi_p(B)$  = koefisien komponen AR tanpa periode musiman orde p

 $\Phi_p(B^S)$  = koefisien komponen AR dengan periode musiman S orde P

 $\theta_a(B)$  = koefisien komponen MA tanpa periode musiman orde q

 $\Theta_0(B^S)$  = koefisien komponen MA dengan periode musiman S orde Q

 $(1-B)^d$  = differencing tanpa musiman orde d

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

 $\alpha_t$  = residual white noise dengan mean 0 dan variance  $\sigma_\alpha^2$ 

#### 2.5. Stasioneritas Data

Stasioneritas berarti bahwa tidak terjadi pertumbuhan dan penurunan data. Untuk mendeteksi ketidakstasioneran data dalam *mean* dapat digunakan plot *time series*, plot fungsi autokorelasi (ACF) dan plot fungsi autokorelasi parsial (PACF). Jika data mengandung komponen *trend*, maka plot ACF/PACF akan meluruh secara perlahan dan data tidak stasioner dalam *mean*. Untuk mendeteksi ketidakstasioneran dalam varian dapat digunakan plot ACF/PACF dari residual kuadrat.

# 2.6. Uji Asumsi Residual

Setelah memilih model dimana semua parameternya signifikan, model harus memenuhi uji asumsi residual yang terdiri dari 2 uji yaitu distribusi normal dan *white* noise.

#### a. Distribusi Normal

Uji kenormalan dengan uji Kolomogrov-Smirnov memiliki hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis:

 $H_0$ : residual berdistribusi normal

 $H_1$ : residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:  $D_{hitung} = \sup_{x} |S(x) - F_0(x)|$ 

Kriteria pengujian: Tolak  $H_0$  jika  $D_{hitung} > D_{(1-\alpha),n}$ 

# b. White Noise

White noise yaitu model yang residualnya memenuhi asumsi identic (variasi residual homogen) dan indpenden atau antar residual tidak memiliki korelasi. Uji asumsi white noise menggunakan uji Ljung-Box memiliki hipotesis sebagai berikut [7].

Hipotesis:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$$

 $H_1$ : minimal terdapat satu  $\rho_i \neq 0$ , i = 1,2,...,k

Statistik uji:  $Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, n > k$ 

Kriteria pengujian: Tolak  $H_0$  jika  $Q > \chi^2_{(\alpha;K-p-q)}$ 

# 2.7. Peramalan (forecasting)

Peramalan adalah kegiatan untuk memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang. Peramalan (forecasting) merupakan bagian vital bagi setiap organisasi bisnis dan untuk setiap pengambilan keputusan manajemen yang sangat signifikan. Peramalan Deret Waktu atau Time Series Forecasting adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu [5].

Dalam menentukan model terbaik dari model-model yang berhasil lulus uji asumsi, penentuan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai kesalahan

AIC (Akaike Information Criteria) atau SBC (Schwarzt Bayesian Information Criteria) yang paling kecil. Bentuk umum AIC adalah sebagai berikut.

$$AIC = n\ln(\hat{\sigma}_{\hat{O}}^2) + 2(p+q+1) \tag{7}$$

dengan  $\hat{\sigma}_{\hat{O}}^2 = \frac{SSE}{n}$ , SSE merupakan nilai jumlahan residual kuadrat. Kemudian, bentuk umum SBC adalah sebagai berikut.

$$SBC = \ln(\hat{\sigma}_{\hat{O}}^2) + 2(p+q+1)\ln n \tag{8}$$

Model terbaik yang akan diambil adalah model yang memiliki nilai AIC atau SBC terkecil. Perlu diketahui bahwa nilai AIC/SBC dapat bernilai negatif.

# 2.8. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Masalah yang sering muncul pada perhitungan akurasi dengan metode perhitungan MSE dan MAD adalah nilainya bergantung pada besarnya nilai dari item yang diramalkan. Apabila satuan dari item yang diramalkan adalah ribuan atau jutaan, nilai dari MAD dan atau MSE bisa jadi sangat besar. Untuk menghindari hal ini, dapat digunakan metode penghitungan akurasi dengan menghitung meanabsolute percentage error atau MAPE. MAPE adalah nilai rata-rata dari selisih absolut antara nilai hasil peramalan dan nilai aktual, nilai ditunjukkan dalam persentase

$$MAPE = \sum_{t=1}^{T} \frac{|peramalan - aktual|}{n} 100$$
 (9)

# 3. Metode

# 3.1. Sumber Data

Untuk peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia penulis menggunakan data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) yang berupa table *summary*. Data yang diambil dari BPS adalah data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara (kebangsaan) dari tahun 2017 sampai tahun 2021 dan dilakukan analisis dekomposisi yang dilanjutkan dengan ARIMA dan dilakukan analisis *Seasonal* ARIMA dengan menggunakan *software* R

# 3.2. Batasan Penelitian

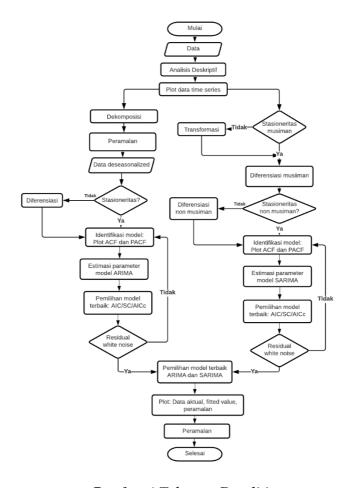
Penelitian ini menganalisis mengenai peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia dengan menggunakan data dari Januari 2017 sampai Oktober 2021 dimana terdapat 58 data yang akan dijadikan data untuk melakukan peramalan sebanyak 10 periode kedepan yaitu pada bulan November 2021 sampai Agustus 2022.

#### 3.3. Metode Analisis

Pertama, mengambil data dari BPS dengan menggunakan data pariwisata dan memilih data Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara per bulan Menurut Kebangsaan (Kunjungan), 2021.

Kedua, setelah menyeleksi data yang akan digunakan kemudian mengunduh data dalam bentuk file excel (csv) dan mengurutkan data dari data tahun paling lama ke terbaru. Kemudian data tersebut dilakukan analisis dengan menggunakan *software* R.

Ketiga, dilakukan visualisasi plot data time series dengan menggunakan package ggplot2 dan ggfortify dan dilanjutkan dengan melakukan dekomposisi multiplicative dilanjutkan dengan ARIMA serta dilakukan analisis *Seasonal* ARIMA dengan flowchart proses analisis seperti pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Setelah melakukan plot data time series akan dilanjutkan dengan dekomposisi dengan menggunakan software R dan didapatkan plot dekomposisi multiplicative karena pada plot menampilkan variasi musiman atau variasi disekitar trend siklus yang berubah-ubah dan tampak sebanding dengan level runtun waktu dan akan menghasilkan 4 plot yang terdiri dari plot data actual, plot estimasi komponen trend-siklus, plot estimasi komponen musiman, dan estimasi komponen acak/sisa.

Selanjutnya dilakukan peramalan indeks musiman untuk 10 periode kedepan dan dilanjutkan dengan memanggil data deseasonalized atau data tanpa komponen musiman yang hanya terdiri dari komponen trend-siklus dan komponen acak/sisa.

Proses peramalan SARIMA hampir mirip dengan ARIMA setelah dilakukan plot data maka akan terlihat apakah data mengandung komponen musiman atau tidak. Data yang mengandung pola musiman akan menyebabkan tidak stasioner sehingga dilakukan proses diferensi non musiman. Dan dilakukan uji ADF dengan menggunakan plot ACF/ PACF, dilanjutkan dengan estimasi model SARIMA serta dilakukan pengukuran kesalahan nilai AIC, BIC, AICc untuk mendapatkan model SARIMA terbaik dan dilanjutkan dengan uji diagnostic. [3]

Data residual model ARIMA dan SARIMA white noise jika tidak terdapat lag yang keluar dari garis dan dilanjutkan membandingkan model terbaik antara ARIMA dan SARIMA dan menampilkan plot data actual, *fitted value*, dan peramalan dengan menggunakan model terbaik. Dan langkah terakhir dilakukan uji akurasi peramalan dengan menggunakan nilai kesalahan MAPE.

#### 4. Hasil dan Pembahasan

# 4.1. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dari jumlah kunjungan wistawan mancanegara di Indonesia ditampilkan dalam table seperti berikut.

Tabel 1 Analisis Deskriptif Data

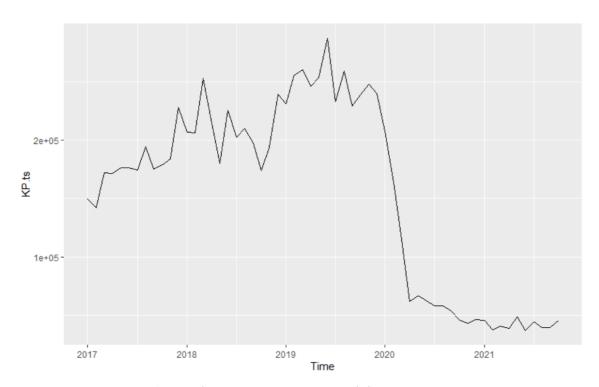
Tahun	Jumlah	Rata-rata Jumlah	Jumlah Penumpang	Jumlah Penumpang
	Penumpang	Penumpang	Tertinggi	Terendah
2017	2.121.888	176.824	228.056	142.045
2018	2.533.344	211.112	252.966	173.800
2019	2.980.753	248.396	287.051	229.173
2020	980.118	81.677	207.523	43.292
2021	415.607	34.634	48.438	36.854

Selama 5 tahun terakhir jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia paling tinggi pada tahun 2019 sebanyak 2.980.753 wisatawan dengan rata-rata penumpang perbulan sebanyak 248.396 orang. Sedangkan jumlah penumpang pesawat

terendah pada tahun 2021 sebanyak 415.607 dengan rata-rata penumpang perbulan sebanyak 34.634 orang. Pada tahun 2020 sampai 2021 didapati bahwa jumlah kunjungan wisatawan menurun menjadi dibawah 2 juta penumpang karena adanya pandemi covid-19 di Indonesia. Sehingga dapat dikatakan bahwa pandemic ini sangat berpengaruh atas sector pariwisata di Indonesia.

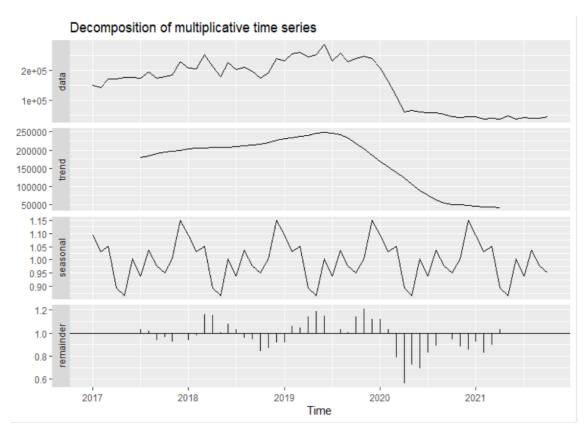
# 4.1. Dekomposisi

Dilakukan pemodelan plot *time series* dari data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia, sehingga menghasilkan plot data seperti pada **Gambar 2** berikut.



Gambar 2 Plot Time Series Data Jumlah Kunjungan Wisatawan

Plot data tersebut menunjukkan bahwa jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia meningkat sampai pada tahun 2019 dan mengalami penurunan drastis pada tahun 2020 sampai pada tahun 2021. Pola dari data tersebut menunjukkan bahwa data memiliki sifat musiman. Dari plot diatas menggunakan dekomposisi model multiplikatif karena pola data mengalami peningkatan dan penurunan atau fluktuatif. Pada **Gambar 2** setiap tahunnya terjadi peningkatan dan penurunan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara pada waktu yang sama dan berulang pada tahun berikutnya.



Gambar 3 Plot Dekomposisi Data Jumlah Kunjungan Wisatawan

Dalam plot data dari jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia didapatkan plot data menunjukkan data aktual jumlah wisatawan dari tahun 2017 sampai tahun 2021. Plot kedua menunjukkan estimasi komponen *trend-*siklus, estimasi komponen musiman, dan estimasi komponen acak. Dari plot dapat diketahui bahwa estimasi komponen acaksisa berada disekitar nilai nol sehingga didapatkan bahwa metode dekomposisi multiplikatif cocok digunakan pada data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia. Setelah dilakukan dekomposisi pada data akan didapatkan data deseasonalized yang merupakan data tanpa komponen musiman atau data penyesuaian musiman yang akan digunakan untuk pemodelan ARIMA.

#### 4.2. Pemodelan ARIMA

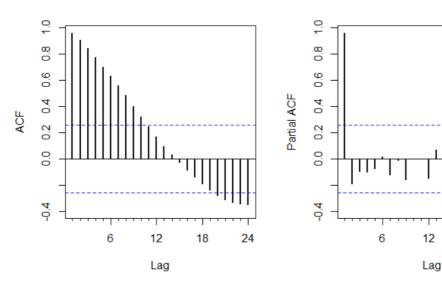
Data deseasonalized dari metode dekomposisi sebelumnya akan dilakukan peramalan yang digunkan dalam pemodelan ARIMA. Untuk mengetahui apakah data tersebut sudah stasioner dengan melihat dari plot ACF dan PACF pada Gambar 4 yang menunjukkan bahwa plot PACF memiliki pola gelombang yang menunjukkan bahwa data tidak stasioner.



#### Series deseasonalized.mult

18

24

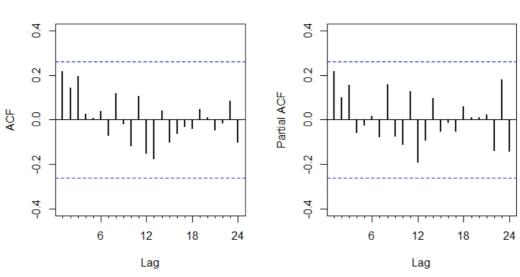


Gambar 4 Plot ACF/PACF Data Deseasonalized

Dilakukan uji ADF pada data deseasonalized dan didapatkan nilai p-value  $(0.6556) > \alpha$  (0.05) yang berarti gagal tolak H<sub>0</sub> menunjukkan bahwa data masih belum stasioner. Dilakukan diferensiasi pada data dengan menggunakan orde 1 dan didapatkan plot ACF dan PACF seperti **Gambar 5** dengan plot ACF yang sudah tidak memiliki pola gelombang, tetapi belum stasioner karena tidak terdapat 4 lag pertama yang melebihi garis sehingga dilakukan diferensiasi ke 2.

# Series deseasonalized.mult.diff1

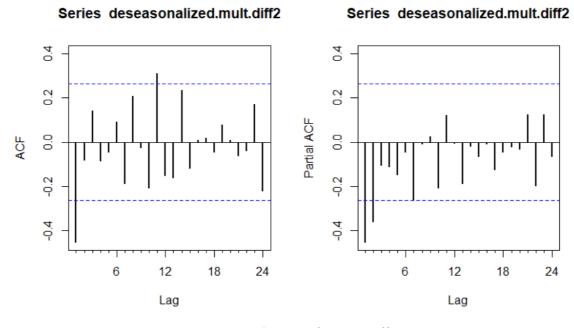
# Series deseasonalized.mult.diff1



Gambar 5 Plot ACF/PACF Differensi 1

Diferensi ke 2 dengan menggunakan orde 2 dan didapatkan plot ACF dan PACF seperti pada **Gambar 6** dimana terdapat 4 lag pertama yang keluar dari garis yang

menunjukkan sudah stasioner dan dibuktikan dengan uji ADF didapatkan bahwa nilai p-value (0.01) <  $\alpha$  (0.05) yang berarti bahwa data sudah stasioner dan dapat dilakukan estimasi parameter.



Gambar 6 Plot ACF/PACF Differensi 2

Karena data sudah sudah stasioner, selanjutnya dilakukan pemilihan model ARIMA berdasarkan plot ACF/PACF pada **Gambar 6**. Dari beberapa model ARIMA yang telah dibuat, kemudian membandingkan model terbaik berdasarkan koefisien model yang signifikan dan nilai AIC terkecil.

Tabel 2 Model ARIMA

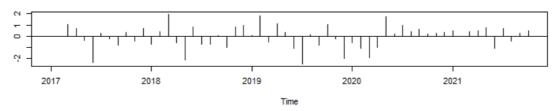
Model	ar1	ar2	ma1	Keterangan	AIC
	(p-value)	(p-value)	(p-value)		
ARIMA(2,2,1) <sup>12</sup>	0.2531	0.5322	0.0000	Ar1 dan ar2 tidak	1268.13
				signifikan	
ARIMA(2,2,0) 12	0.0000	0.0039	-	Semua signifikan	1269.87
$ARIMA(1,2,1)^{12}$	0.4285	-	0.0000	ar1 tidak signifikan	1266.5
$ARIMA(0,2,1)^{12}$	-	-	0.0000	Semua signifikan	1265.02

Pada **Tabel 2** dapat dilihat bahwa model ARIMA(2,2,0)<sup>12</sup> dan ARIMA(0,2,1)<sup>12</sup> memiliki koefisien yang signifikan terhadap  $\alpha$  (5%). Untuk mengetahui model ARIMA yang terbaik dengan melihat nilai AIC paling kecil diantara kedua model tersebut. Model ARIMA terbaik adalah ARIMA(0,2,1)<sup>12</sup> dengan nilai AIC 1265.02. Sehingga

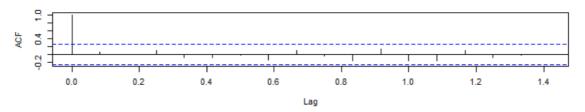
didapatkan model ARIMA dari jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia adalah sebagai berikut.

$${y'}_t = -e_{t-1} + e_t$$

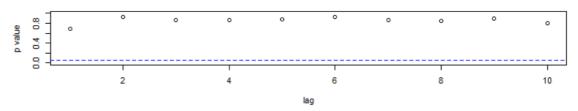
#### Standardized Residuals



#### **ACF of Residuals**



#### p values for Ljung-Box statistic



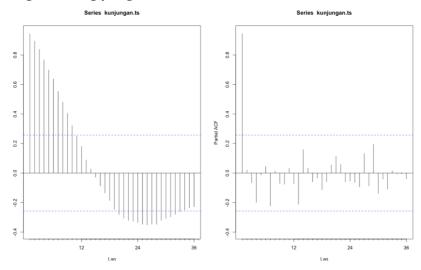
Gambar 7 Plot Uji Diagnostik ARIMA

Uji diagnostic ARIMA pada model terbaik didapatkan hasil seperi pada **Gambar** 7 yang dapat dilihat pada plot "ACF of Residuals" tidak terdapat lag yang keluar dari batas, artinya data mengandung *white noise* atau menunjukkan data tidak memiliki korelasi serial pada residual. Pada hasil "p values for LJung-Box statistic" dapat diketahui bahwa semua nilai p-value berada diluar batas 0.05 yang menunjukkan todak terdapat korelasi. Model ARIMA(0,2,1)<sup>12</sup> merupakan model ARIMA terbaik karena sudah memenuhi semua syarat.

# 4.3. Pemodelan Seasonal ARIMA

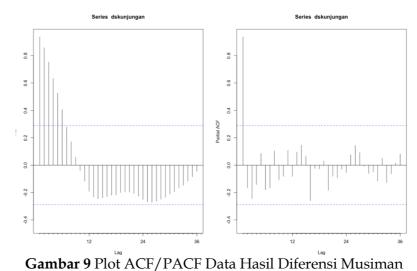
Dalam plot data dari jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia pada **Gambar 2** memiliki pola yang berulang dan sama dalam interval yang sama sehingga dapat dikatakan sebagai data musiman. Hal ini dinyatakan bahwa data tidak stasioner. Sehingga dilakukan uji stasioneritas data terhadap rata-rata dengan melihat

plot ACF dan PACF. Dari hasil plot pada **Gambar 8** dapat dilihat bahwa plot PACF memiliki pola gelombang yang berarti bahwa data tersebut tidak stasioner.



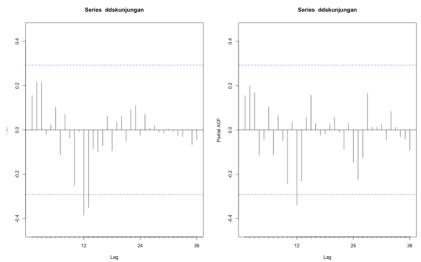
Gambar 8 Plot ACF/PACF Data Jumlah Kunjungan

Oleh karena itu, dilakukan tranformasi data dengan melakukan diferensiasi data musiman dan non-musiman. Langkah pertama yang dilakukan yaitu melakukan diferensiasi musiman dengan order 1 dan lag musiman 12. Hasil plot dari proses diferensiasi musiman ini didapatkan bahwa grafik ACF/PACF masih belum stasioner terhadap rata-rata. Hal ini dapat dilihat bahwa bentuk grafik masih memiliki pola gelombang. Selain itu ketika dilakukan uji ADF didapatkan bahwa p-value dari hasil diferensi musiman adalah 0.5827 dimana nilainya lebih besar dari  $\alpha$  (5%), sehingga dapat disimpulkan bahwa data diferensi musiman belum statsioner.



Kemudian selanjutnya dilakukan diferensiasi non-musiman order 1 menggunakan hasil diferensi musiman sebelumnya. Hasil plot dari proses diferensiasi

non-musiman ini didapatkan bahwa grafik ACF/PACF sudah tidak memiliki pola bergelombang yang mengindikasikan bahwa data sudah stasioner.hal ini dibuktikan dari hasil uji ADF didapatkan bahwa p-value dari hasil diferensi non-musiman adalah 0.01 dimana nilainya kurang dari  $\alpha$  (5%), sehingga dapat disimpulkan bahwa data diferensi non-musiman bersifat statsioner.



Gambar 10 Plot ACF/PACF Data Hasil Diferensi Non-Musiman

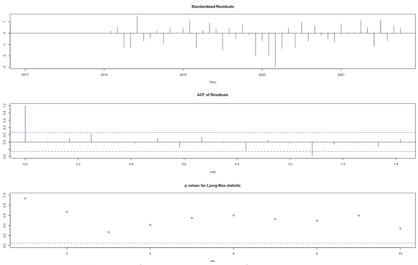
Karena data sudah sudah stasioner, selanjutnya dilakukan pemilihan model SARIMA berdasarkan plot ACF/PACF pada **Gambar 10**. Dari model-model SARIMA yang dibuat, dipilih model terbaik berdasarkan koefisien pada model yang signifikan semua dan hasil AIC terkecil.

Tabel 3 Model SARIMA

Model	Sar1 (p-value)	Sma1 (p-value)	Keterangan	AIC
ARIMA(0,1,0)(1,1,2) <sup>12</sup>	0.9565	0.3324	Semua tidak	1052.31
ARIMA(0,1,0)(1,1,1) <sup>12</sup>	0.3504	0.0162	signifikan Sar1tidak	1050.39
ARIMA(0,1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	-	0.0423	signifikan Semua signifikan	1049.2

Pada **Tabel 3** dapat dilihat bahwa model SARIMA terbaik adalah ARIMA $(0,1,0)(1,1,1)^{12}$  dimana nilai AIC juga yang terkecil yaitu 1049.2 . Sehingga model SARIMA dari Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia adalah sebagai berikut.

$$(1 - 0.1726B^{12})(1 - B)Z_t = (1 - B)(1 - 0.9997B^{12})\alpha_t$$
 (3)



Gambar 11 Plot Uji Diagnostik SARIMA

Setelah mendapatkan model terbaik SARIMA, langkah selanjutnya adalah melakukan uji diagnostik pada model. Dari hasil pada **Gambar 11** dilihat pada "ACF of Residuals" tidak ada lag yang keluar dari batas yang artinya data mengandung *white noise* atau menunjukkan tidak ada korelasi serial pada residual. dan pada "p values for LJung-Box statistic" semua nilia p-value nya berada di luar batas 0.05 yang artinya menunjukkan tidak ada korelasi menurut Ljung-Box. Karena semua syarat sudah terpenuhi, maka model ARIMA(0,1,0)(1,1,1)<sup>12</sup> merupakan model SARIMA terbaik.

# 4.4. Pemilihan Model Terbaik ARIMA dan Seasonal ARIMA

Model terbaik dari masing-masing metode, yaitu dekomposisi ARIMA dan Seasonal ARIMA sudah didapatkan. Oleh karea itu akan dipilih model terbaik dari kedua metode ini untuk selanjutnya melakukan peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia.

Tabel 4 Perbandingan AIC model ARIMA dan SARIMA

Model	AIC
ARIMA(0,2,1)	1265.02
$ARIMA(0,1,0)(1,1,1)^{12}$	1049.2

Berdasarkan hasil pada **Tabel 4**, dapat ditarik kesimpulan bahwa model ARIMA(0,1,0)(1,1,1)<sup>12</sup> merupakan model terbaik yang lebih cocok digunakan karena nilai AIC yang lebih kecil dari model ARIMA(0,2,1). Oleh karena itu, akan dilakukan peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia menggunakan model ARIMA(0,1,0)(1,1,1)<sup>12</sup>.

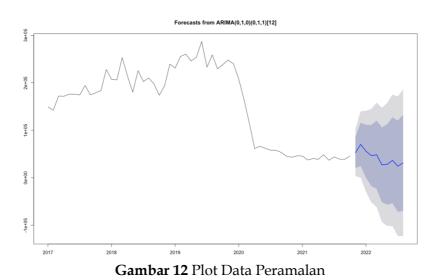
# 4.5. Peramalan Model Terbaik

Hasil peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia untuk periode 10 bulan kedepan menggunakan model terbaik ARIMA(0,1,0)(1,1,1)<sup>12</sup> ditampilkan pada **Tabel 5** sebagai berikut.

Tabel 5 Peramalan	Jumlah Kun	jungan '	Wisatawan
-------------------	------------	----------	-----------

Bulan	Jumlah
Dalan	Kunjungan
November	52689.25
December	70275.54
Januari	55813.00
Februari	46616.99
Maret	48449.84
April	27279.27
Mei	28082.93
Juni	36679.34
Juli	24249.28
Agustus	31446.66
	December Januari Februari Maret April Mei Juni Juli

Kemudian selajutnya pada **Gambar 12** ditampilkan plot data aktual, peramalan dan nilai fitted value sebagai berikut.



Pada **Gambar 12** ditampilkan hasil visualisasi hasil peramalan 10 periode ke depan dimana garis ungu merupakan plot peramalan 10 periode ke depan pada **tabel 5**.

# 4.6. Akurasi Hasil Peramalan

Nilai akurasi hasil peramalan diketahui dengan ketepatan dari hasil peramalan menggunakan model terbaik metode Seasonal ARIMA digunakan beberapa ukuran

kesalahan yaitu mse, rmse dan mape. Adapun ketentuan dari nilai akurasi seperti pada **Tabel 6**.

**Tabel 6** Indikator Kesalahan

Nilai MAPE	Akurasi
MAPE ≤ 10%	Tinggi
$10\% \le MAPE \le 20\%$	Baik
$20\% \le MAPE \le 50\%$	Reasonable
$MAPE \ge 50\%$	Rendah

Selanjutnya nilai akurasi dari peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia ditampilkan dalam **Tabel 7**.

Tabel 7 Ukuran Kesalahan Hasil Peramalan

Ukuran Kesalahan	Nilai
RMSE	21433.98
MAPE	17.04005

Dari **Tabel 7** dapat diketahui bahwa ukuran kesalahan dari peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia memiliki nilai cukup besar. Apabila nilai error semakin kecil, maka metode tersebut semakin baik digunakan untuk dilakukan peramalan. Berdasarkan **Tabel 7** diperoleh bahwa nilai MAPE dari hasil peramalan yaitu 17.05005% dimana nilai ini dapat dikatakan cukup besar. Dengan nilai MAPE hasil peramalan menggunakan *Seasonal* ARIMA sebesar 17.05005% maka dapat dikategorikan bahwa akurasi hasil prediksi baik. Hal ini dikarenakan nilai MAPE berada pada rentang 10% ≤MAPE ≤ 20%.

# 5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, diperoleh kesimpulan bahwa model ARIMA(0,1,0)(1,1,1)<sup>12</sup> merupakan model terbaik yang lebih cocok digunakan karena nilai AIC yang lebih kecil dari model ARIMA(0,2,1). Selain itu akurasi dari hasil peramalan juga dikatakan cukup besar yaitu 17.05005% dimana hasil tersebut dilihat dari MAPE yang didapatkan. Dengan nilai MAPE hasil peramalan menggunakan Seasonal ARIMA sebesar 17.05005% maka dapat dikategorikan bahwa akurasi hasil prediksi baik.

# Referensi

- [1] Darmawan, M. R. (2020). Perbedaan Aktivitas Marketing Communication Sheraton Hotel & Towers Surabaya Di Tengah Krisis Karena Pandemi. repository.unair.ac.id.
- [2] Paramita, I. B., & Putra, I. G. (2020). NEW NORMAL BAGI PARIWISATA BALI DI MASA PANDEMI COVID 19. Pariwisata Budaya: Jurnal Ilmiah Pariwisata Agama dan Budaya.
- [3] A. H. Primandari and M. D. Kartikasari , Analisis Runtun Waktu dengan R, Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia, 2020.
- [4] Mohammad, S. (2020). Pengaruh Destination Image, Travel Motivation dan Service Quality Terhadap Kepuasan Pengunjung Wisata Jember. repository.unmuhjember.ac.id.
- [5] *Pengertian Analisis Runtun Waktu Analisis yang digunakan*. (2020). Retrieved from 123dok: https://text-id.123dok.com/document/4yronpdoy-pengertian-analisis-runtun-waktu-analisis-yang-digunakan.html
- [6] Y. Susanto and B. S. S. Ulama, "Pemodelan Curah Hujan dengan Pendekatan Model ARIMA, Feed Forward Neural Network dan Hybrid (ARIMA-NN) di Banyuwangi," *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*, vol. 5, 2016.
- [7] R. I. P. Negara, "Peramalan Jumlah Penumpang Kapal di Pelabuhan Pantai Baru dengan Metode SARIMAdan Winter's Exponential Smoothing," JSTAR Vol. 1 (1), pp. 63-78, 2021.