Pemodelan ARIMA dan *Grey System Theory* untuk Meramalkan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia (Berdasarkan Data Bulan Januari 2014 – Desember 2018)

ARIMA and Grey System Theory Modeling to Predict The Number of Foreign Tourists Visiting Indonesia (Based on Data from January 2014 – December 2018)

[1]Dian Kurnianingsih Pratiwi, [2]Anneke Iswani Achmad

[1,2]Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Jl. Tamansari No.1 Bandung 40116

email: [1]diankurnia899@gmail.com, [2]Annekeiswani11@gmail.com

Abstract*. According to data released by the Central Statistics Agency in 2019 the number of tourist arrivals to Indonesia is increasing from year to year. As for how to obtain an overview of the number of foreign tourists visiting Indonesia is to do forecasting. ARIMA forecasting process method will generally give better results than the methods of forecasting the others, because this method does not ignore the rules on time series data such as stationary testing, parameter estimation and diagnostic examinations but the calculation process is quite complex. Grey System Theory Method is a method of forecasting that is focused on forecasting with uncertainty, in terms of Grey System Theory does not pay attention to the rules of time series data. So the calculation using the Grey System Theory easier to do than ARIMA. In this thesis two models of these methods will be compared and see which most suitable model is used to predict the number of foreign tourists visiting Indonesia. Of modeling that has been done shows that the model of GM (1,1) be the most suitable model used to forecast the number of tourist arrivals to Indonesia with MAPE value of 6.929004%.*

Keywords: Grey System Theory, ARIMA, Time Series Analysis, Foreign Tourists

Abstrak. Menurut data yang dirilis Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2019 jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia tercatat meningkat dari tahun ke tahun. Adapun cara untuk memperoleh gambaran tentang jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia adalah dengan melakukan peramalan. Proses peramalan dengan metode ARIMA pada umumnya akan memberikan hasil yang lebih baik dari metode-metode peramalan yang lain, sebab metode ini tidak mengabaikan kaidah-kaidah pada data deret waktu seperti pengujian stasioneritas, penaksiaran parameter, dan pemeriksaan diagnostik tetapi proses perhitungannya cukup kompleks. Metode *Grey System Theory* adalah metode peramalan yang difokuskan pada peramalan dengan kondisi ketidakpastian, dalam artian *Grey System Theory* tidak memperhatikan kaidah-kaidah data deret waktu. Sehingga perhitungan menggunakan *Grey System Theory* lebih mudah dilakukan dibandingkan ARIMA. Dalam skripsi ini kedua model dari metode tersebut akan dibandingkan dan dilihat manakah model yang paling cocok digunakan untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia. Dari pemodelan yang telah dilakukan diperoleh hasil bahwa model GM (1,1) menjadi model yang paling cocok digunakan untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia dengan nilai MAPE sebesar 6,929004%.

Kata Kunci: *Grey System Theory*, ARIMA, Analisis Deret Waktu, Wisatawan Mancanegara.

A. Pendahuluan

Metode deret waktu adalah metode yang melakukan pendugaan masa depan berdasarkan nilai masa lalu dari suatu variabel dan/atau kesalahan masa lalu. Salah satu metode deret waktu yang biasa digunakan, yaitu metode ARIMA. Peramalan dengan metode ARIMA pada umumnya akan memberikan hasil yang lebih baik dari metode-metode peramalan yang lain, sebab metode ini tidak mengabaikan kaidah-kaidah pada data deret waktu seperti pengujian stasioneritas, penaksiaran parameter, dan pemeriksaan diagnostik tetapi proses perhitungannya cukup kompleks jika dibandingkan dengan metode peramalan yang lainnya. Pada tahun 1982 Prof. Deng Julong mengembangkan suatu metode yang disebut *Grey System Theory*. Berbeda dengan ARIMA, *Grey System Theory* adalah metode peramalan yang difokuskan pada peramalan dengan kondisi ketidakpastian, dalam artian *Grey System Theory* ini tidak memperhatikan kaidah-kaidah data deret waktu. Sehingga perhitungan menggunakan *Grey System Theory* lebih mudah dilakukan dibandingkan ARIMA.

Oleh karena itu, berdasarkan uraian di atas dalam skripsi ini akan diterapkan metode ARIMA dan *Grey System Theory* untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia. Data yang digunakan adalah data bulanan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia dari bulan Januari 2014 sampai dengan bulan Desember 2018. Kemudian kedua metode peramalan tersebut dibandingkan menggunakan nilai MAPE, sehingga diketahui metode yang paling cocok untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia. Selanjutnya, tujuan yang ingin dicapai dari penulisan skripsi ini adalah:

1. Untuk mengetahui model ARIMA untuk data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia pada bulan Januari 2014 – Desember 2018.
2. Untuk mengetahui model *Grey System Theory* untuk data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia pada bulan Januari 2014 – Desember 2018.
3. Untuk mengetahui model yang paling cocok diantara ARIMA dan *Grey System Theory* untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia bulan Januari 2019 – Desember 2019.

B. Landasan Teori

Analisis Deret Waktu

Data Deret waktu adalah sekumpulan hasil observasi yang diatur dan didapat menurut urutan kronologis, biasanya dalam interval waktu yang sama. Deret waktu dianalisa untuk mendapatkan ukuran yang dapat digunakan untuk membuat keputusan masa kini, untuk peramalan, dan perencanaan operasional dimasa yang akan datang (Yanti, 2010).

Stasioneritas

Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila pola data tersebut berada pada kesetimbangan disekitar nilai rata-rata yang konstan dan varians disekitar rata-rata tersebut konstan selama waktu tertentu (Makridakis, 1999).

Uji Akar Unit (Augmented Dickey-Fuller Test)

Salah satu cara untuk menguji kestasioneran data deret waktu adalah dengan menggunakan uji akar unit (*Augmented Dickey-Fuller Test*). Terdapat dua kemungkinan dimana *Augmented Dickey-Fuller Test* ditaksir dari dua bentuk persamaan yang berbeda, yaitu:

tanpa intersep: $\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^{m} \Delta Y_{t-i} + e_t$ ...(2.1)

intersep: $\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^{m} \Delta Y_{t-i} + e_t$ ...(2.2)

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah:

$H_0 : \delta = 0$ (terdapat unit roots, data tidak stasioner)

$H_1 : \delta < 0$ (tidak terdapat unit roots, data stasioner)

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{se\ (\hat{\delta})} \qquad ...(2.3)$$

Dengan kriteria uji tolak H_0 jika τ hasil perhitungan lebih besar dari τ tabel atau jika probabilitas hasil perhitungan lebih kecil dari derajat kepercayaan (α) yang kita inginkan (Yanti, 2010).

1. Mengatasi Data yang Tidak Stasioner

Proses stasioneritas dilakukan bergantung pada kondisi ketidakstasionerannya (Yanti, 2010), jika data tidak stasioner dalam:

1. Rata-rata hitung, maka proses stasioneritas adalah proses diferensi.
2. Varians, maka proses stasioneritasnya adalah transformasi stabilitas varians.
3. Rata-rata hitung dan varians, maka transformasi stabilisasi varians harus dilakukan lebih dulu, dan proses diferensi dilakukan pada data hasil transformasi.

Secara umum, apabila terdapat pembedaan orde ke-d untuk mencapai stasioneritas dirumuskan sebagai berikut:

Pembedaan orde ke-d:

$$(1-B)^d Y_t \qquad ...(2.4)$$

Transformasi stabilitas varians yang lebih umum adalah transformasi kuasa (power transformation). Persamaan dari transformasi ini adalah:

$$T(Y_t) = Y_t(\lambda) = \frac{Y_t^{\lambda}-1}{\lambda} \qquad ...(2.5)$$

Dengan λ dinamakan parameter transformasi.

Metode Box-Jenkins ARIMA

Model umum untuk ARIMA(p,d,q) adalah:

$$(1-B)^d\left(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-\cdots-\phi_p B^p\right)Y_t = \mu' + (1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\cdots-\theta_p B^p)e_t \qquad ...(2.6)$$

Empat tahapan atau prosedur dalam melakukan peramalan menggunakan model ARIMA (Yanti, 2010) diantaranya sebagai berikut:

1. Identifikasi Model

Tahap identifikasi model adalah memperkirakan model yang terjadi pada deret berkala berdasarkan pola data, apakah data stasioner atau mengandung musiman.

2. Penaksiran Parameter Model

Pengujian keberartian parameter model digunakan untuk menguji apakah suatu parameter model ARIMA layak masuk ke dalam suatu model. Hipotesis yang digunakan adalah sebagi berikut:

- Untuk AR(p)

H_0 : $\phi_i = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model)

H_1 : $\phi_i \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model)

Statistik Uji:

$$t = \frac{\hat{\phi}}{se(\hat{\phi})} \qquad ...(2.7)$$

Kriteria pengujiannya adalah tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2};n-1)}$ atau p-value < α.

- Untuk MA(q)

H_0 : $\theta_i = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model)

H_1 : $\theta_i \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model)

Statistik Uji:

$$t = \frac{\hat{\theta}}{se(\hat{\theta})} \qquad ...(2.8)$$

Kriteria pengujiannya adalah tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2};n-1)}$ atau p-value < α.

3. Pemeriksaan Diagnostik

Terdapat dua cara yang mendasar untuk melakukan ini:

1) Analisis Visual

Plot ACF dan PACF kekeliruan/residu (e_t).

Kriteria model memadai jika:

1) Dari ACF tidak ada nilai autokorelasi nilai sisa yang signifikan.
2) Dari PACF tidak ada nilai autokorelasi parsial nilai sisa yang signifikan.

2) *Ljung-Box Statistic* Untuk Menguji *White Noise Residual*

Yang dimaksud *white noise residual*, yaitu tidak ada pola apapun dalam deret residu atau analog bahwa rangkaian data residual sangat acak.

Hipotesis pengujiannya (Wei, 2006) adalah:
$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_K = 0$ (residual memenuhi syarat *white noise*)
$H_1 : \rho_1 \neq \rho_2 \neq \cdots \neq \rho_K \neq 0$ (residual tidak memenuhi syarat *white noise*)
Statistik uji:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}(n-k)^{-1}\hat{\rho}_k^2 \quad ...(2.9)$$

Dengan
n = banyaknya pengamatan asli
$\hat{\rho}_k$ = otokorelasi untuk lag ke k
Kriteria pengujiannya adalah tolak H_0 jika $Q > \chi^2_{(\alpha;K-p-q)}$, dimana nilai p dan q adalah order dari ARMA (*p*,*q*).

4. Peramalan

Peramalan dilakukan dengan menggunakan model terbaik yang telah dipilih.

Metode Grey System Theory

Tahapan untuk memperoleh GM (1,1) (Lotfalipour, dkk, 2013) adalah sebagai berikut:

1. Diperoleh data awal dari $Y^{(0)}$ dengan periode 1 sampai dengan n. Definisikan barisan data asli berdasarkan urutan waktunya dalam bentuk $Y^{(0)}$. Dimana $Y^{(0)}$ adalah urutan data dengan nilai non-negatif dan n adalah ukuran sampel.

$$Y^{(0)} = \left(y^{(0)}(1), y^{(0)}(2), \dots, y^{(0)}(n)\right), \quad n \geq 4 \quad ...(2.10)$$

2. Menghitung pembangkit operasi kumulasi atau *first accumulating generation operation* (1-AGO) yang dinotasikan sebagai $Y^{(1)}$ berdasarkan $Y^{(0)}$.

$$Y^{(1)} = \left(y^{(1)}(1), y^{(1)}(2), \dots, y^{(1)}(n)\right), \quad n \geq 4 \quad ...(2.11)$$

Dengan

$$y^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^{k} y^{(0)}(i), \; k = 1, 2, 3, \dots, n \quad ...(2.12)$$

3. Menghitung nilai rata-rata dari dua data $Y^{(1)}$ yang berdekatan yang dinotasikan sebagai $Z^{(1)}$.

$$Z^{(1)} = \left(Z^{(1)}(1), Z^{(1)}(2), \dots, Z^{(1)}(k), \dots, Z^{(1)}(n)\right) \quad ...(2.13)$$

Dengan

$$z^{(1)}(k) = \tfrac{1}{2}y^{(1)}(k) + \tfrac{1}{2}y^{(1)}(k-1), \quad k = 2, 3, \dots, n \quad ...(2.14)$$

4. Menghitung nilai parameter a dan b pada GM (1,1). Dimana a dinotasikan sebagai *developing coefficient* dan b adalah *grey input* (Deng, 1989). Nilai parameter a dan b dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad ...(2.15)$$

Dengan

$$Y = \left[y^{(0)}(2), y^{(0)}(3) \dots, y^{(0)}(n)\right]^T \quad ...(2.15)$$

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad ...(2.16)$$

5. Setelah nilai parameter a dan b diketahui, selanjutnya menghitung respon waktu dari GM (1,1) menggunakan persamaan berikut:

$$y_p^{(1)}(k+1) = \left[y^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right] e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad ...(2.17)$$

6. Nilai peramalan dalam metode GM (1,1) dinotasikan sebagai $y_p^{(0)}(k+1)$. Nilai peramalan dapat dihitung dengan *Inverse Accumulated Generating Operation* (IAGO) menggunakan persamaan berikut:

$$y_p^{(0)}(k+1) = \left[y^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right] e^{-ak}(1 - e^{a}) \quad ...(2.18)$$

Dan perhitungan nilai peramalan untuk waktu ke-$(k+H)$, $y_p^{(0)}(k+H)$ adalah sebagai berikut:

$$y_p^{(0)}(k+H) = \left[y^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right] e^{-a(k+H-1)}(1 - e^{a}) \quad ...(2.19)$$

Ukuran Ketepatan Peramalan

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan suatu nilai tengah atau rata-rata jumlah seluruh persentasi kesalahan untuk sebuah susunan data yang diberikan (Makridakis, 1999). Rumus MAPE adalah:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{X_t - F_t}{X_t}\right| \times 100 \quad ...(2.20)$$

Dimana X_t adalah nilai data sebenarnya, F_t adalah nilai dari model, dan n adalah jumlah observasi. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai MAPE terkecil.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Hasil Pemodelan dan Peramalan Menggunakan ARIMA

1) Identifikasi Model

Langkah pertama adalah membuat plot data *training* untuk melihat apakah data sudah satasioner atau belum. Data *training* disajikan pada Tabel 4.1.

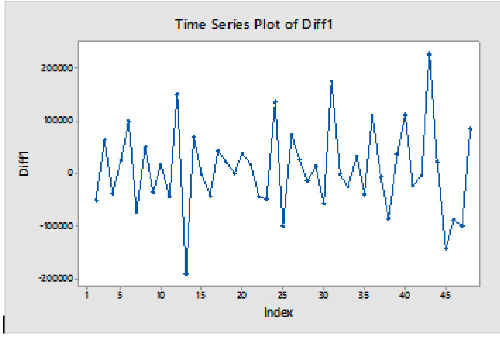
Tabel 4.1 Data Jumlah Kunjungan Wistawan Mancanegara Ke Indonesia Bulan Januari 2014 Sampai Bulan Desember 2017

No	Bulan	Jumlah Kunjungan Wistawan Manacegara ke Indonesia (Y_t)
1	Januari 2014	753.079
2	Februari 2014	702.666
3	Maret 2014	765.607
4	April 2014	726.332
5	Mei 2014	752.363
⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮
48	Desember 2017	1.147.031

Diperoleh grafik deret waktu data *training* yang disajikan pada Gambar 4.1

Gambar 4.1 Grafik Data *Training*

Terlihat bahwa tinggi rendahnya kelompok data yang satu dengan yang lainnya tidak terlalu jauh, akan tetapi gerombolan data bergerak terus naik sehingga hal tersebut menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam rata-rata hitung, sehingga data tersebut harus distasionerkan melalui proses stasioneritas, yaitu *differencing* atau pembedaan. Diperoleh grafik data *training* hasil *differencing* pertama sebagai berikut:



Gambar 4.2 Grafik Data *Training* Hasil *Differencing* Pertama

Terlihat bahwa pola data menunjukkan bahwa data tersebut sudah stasioner. Untuk lebih memastikan bahwa data tersebut sudah stasioner, maka dilakukan pengujian secara formal melalui uji akar unit (*Augmented Dickey-Fuller-Test)* menggunakan software Eviews versi 10.

Tabel 4.2 Uji ADF Data *Training* Hasil *Differencing* Pertama Tanpa Intersep

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller Test	-9.301092	0.0000

Dengan $\boldsymbol{\alpha}$ sebesar 5% maka dapat disimpulkan bahwa $\boldsymbol{H_0}$ ditolak yang berarti tidak terdapat unit roots atau data *training* hasil *differencing* pertama stasioner dalam rata-rata tanpa Intersep.

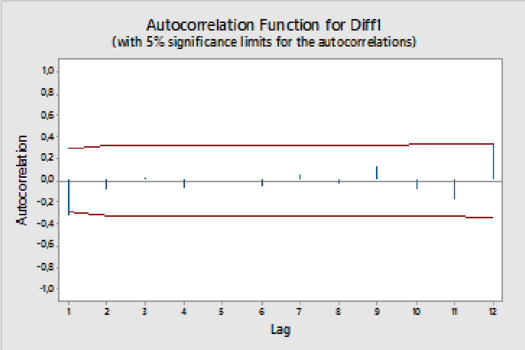
Tabel 4.2 Uji ADF Data *Training* Hasil *Differencing* Pertama Tanpa Intersep

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller Test	-9.301092	0.0000

Pada variabel C (intersep) diperoleh nilai probabilitas yang lebih besar dari $\boldsymbol{\alpha}$ sebesar 5%, sehingga intersep tidak mempengaruhi ADF. Kemudian diperoleh nilai probabilitas ADF-Test lebih kecil dari $\boldsymbol{\alpha}$ sebesar 5%, maka $\boldsymbol{H_0}$ ditolak yang berarti tidak terdapat unit roots atau data *training* hasil *differencing* pertama stasioner dalam rata-rata tanpa Intersep.

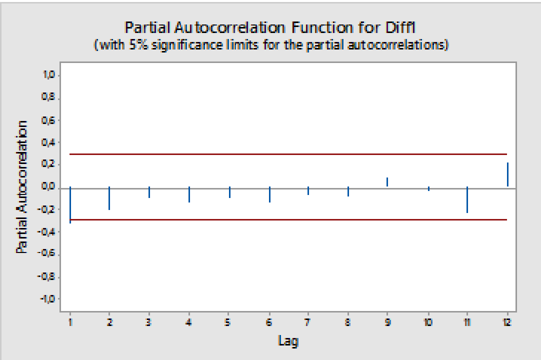
Plot ACF dan PACF digunakan untuk

memperkirakan orde autoregresi dan rata-rata bergerak yang akan diambil.



Gambar 4.3 *Correlogram* ACF Data *Training* Hasil *Differencing* Pertama

Terlihat bahwa nilai ACF signifikan pada lag ke-1 dan *cut-off* setelah lag ke-1. Sehingga diperoleh MA(1) dan MA(2).



Gambar 4.4 *Correlogram* PACF Data *Training* Hasil *Differencing* Pertam

Terlihat bahwa nilai PACF signifikan pada lag ke-1 kemudian turun secara perlahan sampai lag ke-2 dan *cut-off* setelah lag ke-2. Sehingga diperoleh AR(1) dan AR(2). Maka model tentatif ARIMA yang mungkin terbentuk adalah sebagai berikut:

1. Model ARIMA (1,1,1).
2. Model ARIMA (0,1,1).
3. Model ARIMA (1,1,0).
4. Model ARIMA (0,1,2).
5. Model ARIMA (1,1,2).
6. Model ARIMA (2,1,0).
7. Model ARIMA (2,1,1).
8. Model ARIMA (2,1,2).

2) Penaksiran Parameter Model

Berdasarkan Tabel 4.4 diperoleh hasil bahwa hanya model ARIMA (0,1,1) dan model ARIMA (1,1,0) yang memungkinkan untuk layak digunakan.

Tabel 4.4 Pengujian Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	T-hitung	T-tabel	*P-Value*	Keputusan
ARIMA(0,1,1)	**MA(1)**	**-3,413265**	$t_{(0,025,47)} = \mathbf{2,011741}$	**0,0014**	**Signifikan**
ARIMA(0,1,2)	MA(1)	-2,918517	$t_{(0,025,47)} = 2,011741$	0,0055	Signifikan
	MA(2)	-0,457318		0,6497	Tidak Signifikan
ARIMA(1,1,0)	**AR(1)**	**-2,368954**	$t_{(0,025,47)} = \mathbf{2,011741}$	**0,0222**	**Signifikan**
ARIMA(1,1,1)	AR(1)	0,514561	$t_{(0,025,47)} = 2,011741$	0,6094	Tidak Signifikan
	MA(1)	-1,952190		0,0573	Tidak Signifikan
ARIMA(1,1,2)	AR(1)	-0,484566	$t_{(0,025,47)} = 2,011741$	0,6304	Tidak Signifikan
	MA(1)	0,191697		0,8489	Tidak Signifikan
	MA(2)	-0,617804		0,5400	Tidak Signifikan
ARIMA(2,1,0)	AR(1)	-2,994153	$t_{(0,025,47)} = 2,011741$	0,0045	Signifikan
	AR(2)	-1,167717		0,24492	Tidak Signifikan
ARIMA(2,1,1)	AR(1)	0,313020	$t_{(0,025,47)} = 2,011741$	0,7558	Tidak Signifikan
	AR(2)	-0,060352		0,9522	Tidak Signifikan
	MA(1)	-1,194817		0,2387	Tidak Signifikan
ARIMA(2,1,2)	AR(1)	-0,349897	$t_{(0,025,47)} = 2,011741$	0,7282	Tidak Signifikan
	AR(2)	0,101166		0,9199	Tidak Signifikan
	MA(1)	0,135419		0,8929	Tidak Signifikan
	MA(2)	-0,361189		0,7198	Tidak Signifikan

3) Pemeriksaan Diagnostik

- Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA (0,1,1)

Dengan nilai $n = 48$, maka nilai Q adalah:

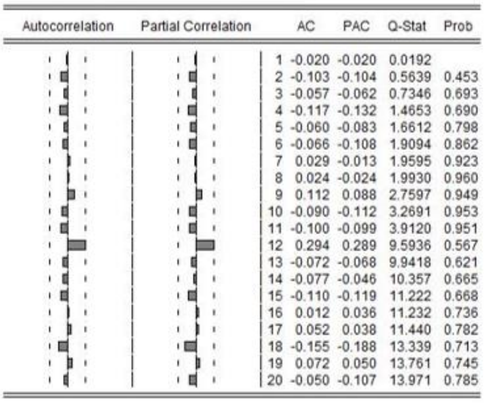
$$Q = 48(48+2)\left(\frac{-0.020^2 + \cdots + -0.050^2}{48-20}\right)$$

$Q = 18.186$

Diperoleh nilai ${\chi^2}_{(\alpha;K-p-q)} = {\chi^2}_{(0,05;20-0-1)} = 30,1$

Jadi, dapat disimpulkan bahwa nilai $Q < {\chi^2}_{tabel}$ sehingga H_0 diterima. Artinya tidak ada korelasi antar residual, rangkaian data residual sangat acak, dan tidak ada pola apapun dalam deret residual ini menandakan bahwa residual sudah memenuhi syarat *white noise* sehingga bisa dikatakan bahwa model ARIMA (0,1,1) layak digunakan untuk peramalan.

Pada Gambar 4.5 terlihat bahwa nilai probabilitas disemua lag model ARIMA (0,1,1) lebih besar dari $\alpha = 0,05$ artinya tidak ada nilai probabilitas yang signifikan, sehingga H_0 diterima yang artinya model sudah memenuhi syarat cukup (residual memenuhi *white* *noise* atau rangkaian data yang acak). Maka dari itu, dapat dikatakan bahwa model ARIMA (0,1,1) sudah layak digunakan untuk peramalan.



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.020	-0.020	0.0192	
		2	-0.103	-0.104	0.5639	0.453
		3	-0.057	-0.062	0.7346	0.693
		4	-0.117	-0.132	1.4653	0.690
		5	-0.060	-0.083	1.6612	0.798
		6	-0.066	-0.108	1.9094	0.862
		7	0.029	-0.013	1.9595	0.923
		8	0.024	-0.024	1.9930	0.960
		9	0.112	0.088	2.7597	0.949
		10	-0.090	-0.112	3.2691	0.953
		11	-0.100	-0.099	3.9120	0.951
		12	0.294	0.289	9.5936	0.567
		13	-0.072	-0.068	9.9418	0.621
		14	-0.077	-0.046	10.357	0.665
		15	-0.110	-0.119	11.222	0.668
		16	0.012	0.036	11.232	0.736
		17	0.052	0.038	11.440	0.782
		18	-0.155	-0.188	13.339	0.713
		19	0.072	0.050	13.761	0.745
		20	-0.050	-0.107	13.971	0.785

Gambar 4.5 *Correlogram* ACF Dan PACF Residual Model ARIMA (0,1

- Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA (1,1,0)

Dengan nilai $n = 48$, maka nilai Q adalah:

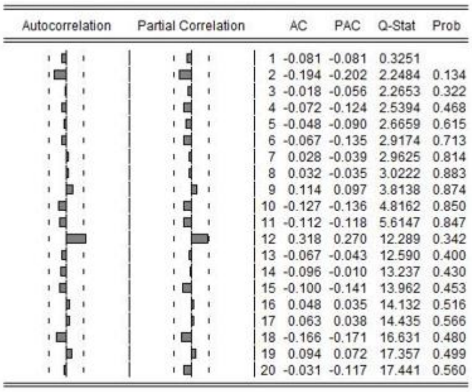
$$Q = 48(48+2)\left(\frac{-0.081^2 + \cdots + -0.031^2}{48-20}\right)$$

$$Q = 23.0083$$

Diperoleh nilai $\chi^2_{(\alpha;K-p-q)} = \chi^2_{(0,05;20-1-0)} = 30,1$

Jadi, dapat disimpulkan bahwa nilai $Q < \chi^2_{tabel}$ sehingga H_0 diterima. Artinya tidak ada korelasi antar residual, rangkaian data residual sangat acak, dan tidak ada pola apapun dalam deret residual ini menandakan bahwa residual sudah memenuhi syarat *white noise* sehingga bisa dikatakan bahwa model ARIMA (1,1,0) layak digunakan untuk peramalan.

Pada Gambar 4.6 terlihat bahwa nilai probabilitas disemua lag model ARIMA (1,1,0) lebih besar dari $\alpha = 0,05$ artinya tidak ada nilai probabilitas yang signifikan, sehingga H_0 diterima yang artinya model sudah memenuhi syarat cukup (residual memenuhi syarat *white noise* atau rangkaian data yang acak), sehingga dapat dikatakan bahwa model ARIMA (1,1,0) sudah layak digunakan untuk peramalan.



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.081	-0.081	0.3251	
		2	-0.194	-0.202	2.2484	0.134
		3	-0.018	-0.056	2.2653	0.322
		4	-0.072	-0.124	2.5394	0.468
		5	-0.048	-0.090	2.6659	0.615
		6	-0.067	-0.135	2.9174	0.713
		7	0.028	-0.039	2.9625	0.814
		8	0.032	-0.035	3.0222	0.883
		9	0.114	0.097	3.8138	0.874
		10	-0.127	-0.136	4.8162	0.850
		11	-0.112	-0.118	5.6147	0.847
		12	0.318	0.270	12.289	0.342
		13	-0.067	-0.043	12.590	0.400
		14	-0.096	-0.010	13.237	0.430
		15	-0.100	-0.141	13.962	0.453
		16	0.048	0.035	14.132	0.516
		17	0.063	0.038	14.435	0.566
		18	-0.166	-0.171	16.631	0.480
		19	0.094	0.072	17.357	0.499
		20	-0.031	-0.117	17.441	0.560

Gambar 4.6 *Correlogram* ACF Dan PACF Residual Model ARIMA (1,1,0)

4) Peramalan untuk Data *Testing*

Hasil peramalan menggunakan model ARIMA untuk data *testing* disajikan pada Tabel 4.5 sebagai berikut:

Tabel 4.5 Hasil Peramalan Untuk Data *Testing* Menggunakan Model ARIMA

Model	Bulan	Periode	Y_t	$\hat{Y}_t$
Model ARIMA (0,1,1)	Januari 2018	49	1.100.677	1.156.263
	Februari 2018	50	1.201.001	1.077.812
	Maret 2018	51	1.363.339	1.251.676
	April 2018	52	1.300.277	1.409.273
	Mei 2018	53	1.242.588	1.255.442
	Juni 2018	54	1.318.094	1.237.301
	Juli 2018	55	1.540.549	1.351.329
	Agustus 2018	56	1.511.342	1.618.386
	September 2018	57	1.370.842	1.467.310
	Oktober 2018	58	1.294.463	1.331.160
	November 2018	59	1.157.483	1.279.368
	Desember 2018	60	1.405.536	1.107.346
Model ARIMA (1,1,0)	Januari 2018	49	1.100.677	1.119.903
	Februari 2018	50	1.201.001	1.115.472
	Maret 2018	51	1.363.339	1.168.982
	April 2018	52	1.300.277	1.311.528
	Mei 2018	53	1.242.588	1.320.404
	Juni 2018	54	1.318.094	1.261.000
	Juli 2018	55	1.540.549	1.293.996
	Agustus 2018	56	1.511.342	1.469.552
	September 2018	57	1.370.842	1.520.664
	Oktober 2018	58	1.294.463	1.415.684
	November 2018	59	1.157.483	1.318.840
	Desember 2018	60	1.405.536	1.201.201

5) Perhitungan MAPE untuk Model ARIMA

Tabel 4.6 Nilai MAPE Model ARIMA

No.	Model	Nilai MAPE(%)
1.	**ARIMA (0,1,1)**	**8,335604**
2.	ARIMA (1,1,0)	8,510394

Model ARIMA yang memiliki nilai MAPE terkecil adalah model ARIMA (0,1,1) sebesar 8,335604%. Jadi, model terbaik dari hasil pemodelan menggunakan ARIMA untuk data kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia pada bulan Januari 2014 – Desember 2018 adalah model ARIMA (0,1,1). Diperoleh persamaan model ARIMA (0,1,1) sebagai berikut:

$$Y_t = Y_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

$Y_t = Y_{t-1} + e_t - (-0{,}411354)e_{t-1}$

6) **Hasil Pemodelan dan Peramalan menggunakan Metode *Grey System Theory***

Langkah pertama yang dilakukan dalam pemodelan menggunakan model GM (1,1) adalah mendefinisikan barisan data asli berdasarkan urutan waktunya yang dinotasikan sebagai $Y^{(0)}$.

Diperoleh hasil $Y^{(0)}$ sebagai berikut:

$Y^{(0)} =$
$(753.079;\ 702.666;\ 765.607; \dots; 1.147.031)$

Dimana

$y^{(0)}(1) = 753.079$
$y^{(0)}(2) = 702.666$
$\vdots$
$y^{(0)}(48) = 1.147.031$

Langkah kedua adalah melakukan perhitungan pembangkit operasi kumulasi atau *first accumulaing generation operation* (1-AGO) yang dinotasikan sebagai $Y^{(1)}$.

- Perhitungan nilai $y^{(1)}(1)$
  $y^{(1)}(1) = \sum_{i=1}^{1} y^{(0)}(i) =$
  $y^{(0)}(1) = 753.079$
- Perhitungan nilai $y^{(1)}(2)$
  $y^{(1)}(2) = \sum_{i=1}^{2} y^{(0)}(i)$
  $y^{(1)}(2) = y^{(0)}(1) + y^{(0)}(2)$
  $y^{(1)}(2) = 753.079 + 702.666$
  $y^{(1)}(2) = 1.455.745$

Begitu selanjutnya menggunakan rumus dan cara yang sama, perhitungan dilanjutkan sampai diperoleh hasil untuk $x^{(1)}(48)$.

Langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan nilai rata-rata dari dua data $X^{(1)}$ yang berdekatan. Hasil perhitungan ini dinotasikan sebagai $Z^{(1)}$.

- Perhitungan nilai $z^{(1)}(2)$
  $z^{(1)}(2) = \frac{1}{2}y^{(1)}(2) + \frac{1}{2}y^{(1)}(2-1)$

  $z^{(1)}(2) = \frac{1}{2}y^{(1)}(2) + \frac{1}{2}y^{(1)}(1)$

  $z^{(1)}(2) = \frac{1}{2}(1.455.745) +$
  $\frac{1}{2}x^{(1)}(753.079)$
  $z^{(1)}(2) = 1.104.412{,}00$
- Perhitungan nilai $z^{(1)}(3)$
  $z^{(1)}(3) = \frac{1}{2}y^{(1)}(3) + \frac{1}{2}y^{(1)}(3-1)$

  $z^{(1)}(3) = \frac{1}{2}y^{(1)}(3) + \frac{1}{2}y^{(1)}(2)$

  $z^{(1)}(3) = \frac{1}{2}(2.221.352) +$
  $\frac{1}{2}x^{(1)}(1.455.745)$
  $z^{(1)}(3) = 1.838.548{,}50$

Begitu selanjutnya menggunakan rumus dan cara yang sama, perhitungan dilanjutkan sampai diperoleh hasil untuk $z^{(1)}(48)$. Langkah keempat, yaitu menghitung niali parameter a dan b. menggunakan Persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

Dengan

$$Y = \begin{bmatrix} 702.666 \\ 765.607 \\ \vdots \\ 1.147.031 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -1.104.412{,}00 & 1 \\ -1.838.548{,}50 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -44.150.319{,}50 & 1 \end{bmatrix}$$

Jadi, diperoleh nilai parameter a sebesar $-0{,}012347$ dan nilai parameter b sebesar $680252{,}367519$. Selanjutnya dilakukan perhitungan respon waktu GM (1,1) sebagai berikut:

- Perhitungan $y_p^{(1)}(2)$
  $y_p^{(1)}(2) = \left[753.079 - \frac{680252{,}367519}{-0{,}012347}\right] e^{-(-0{,}012347)1} + \frac{680252{,}367519}{-0{,}012347}$
  $y_p^{(1)}(2) = 1.446.904{,}1491$
- Perhitungan $y_p^{(1)}(3)$

$$y_p^{(1)}(3) = \left[753.079 - \frac{680252{,}367519}{-0{,}012347}\right] e^{-(-0{,}012347)2} + \frac{680252{,}367519}{-0{,}012347}$$

$$y_p^{(1)}(3) = 2.149.349{,}0620$$

Begitu selanjutnya menggunakan rumus dan cara yang sama, perhitungan dilanjutkan sampai dengan diperoleh hasil untuk $y_p^{(1)}(49)$.

Langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan untuk data *testing*. Hasil peramalan ini selanjutnya digunakan untuk menghitung nilai MAPE untuk model GM (1,1). Nilai peramalan dihitung dengan *Inverse Accumulated Generating Operation* (IAGO) sebagai berikut:

$$y_p^{(0)}(k+1) = \left[y^{(0)}(1) - \frac{680252{,}367519}{-0{,}012347}\right] e^{-(-0{,}012347)k}(1 - e^{-0{,}012347})$$

Hasil peramalan untuk data *testing* disajikan pada Tabel 4.7 sebagai berikut:

Tabel 4.7 Hasil Peramalan Untuk Data *Testing* Menggunakan Model GM (1,1)

Model	Bulan	Periode	Y_t	Hasil Peramalan
GM (1,1)	Januari 2018	49	1.100.677	1.239.582
	Februari 2018	50	1.201.001	1.254.982
	Maret 2018	51	1.363.339	1.270.573
	April 2018	52	1.300.277	1.286.358
	Mei 2018	53	1.242.588	1.302.339
	Juni 2018	54	1.318.094	1.318.519
	Juli 2018	55	1.540.549	1.334.900
	Agustus 2018	56	1.511.342	1.351.484
	September 2018	57	1.370.842	1.368.274
	Oktober 2018	58	1.294.463	1.385.273
	November 2018	59	1.157.483	1.402.483
	Desember 2018	60	1.405.536	1.419.907

Langkah selanjutnya adalah perhitungan MAPE untuk model GM (1,1) yang akan digunakan sebagai nilai pembanding untuk kedua model, yaitu model ARIMA (0,1,1) dan model GM (1,1). Diperoleh nilai MAPE untuk model GM (1,1) sebesar 6,929018%.

7) Membandingkan model ARIMA dan *Grey System Theory*

Tabel 4.8 Nilai MAPE Untuk Model ARIMA (0,1,1) Dan GM (1,1)

No.	Metode	MAPE (%)
1.	ARIMA (0,1,1)	8,335604
2.	GM (1,1)	6,929018

Terlihat bahwa nilai MAPE untuk model ARIMA (0,1,1) sebesar 8,335604% dan nilai MAPE untuk model GM (1,1) sebesar 6,929018%. Karena model GM (1,1) memiliki nilai MAPE lebih kecil dibandingkan model ARIMA (0,1,1), maka dapat disimpulkan bahwa model GM (1,1) menjadi model yang paling cocok digunakan untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesesia.

8) Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara

Dilakukan peramalan menggunakan model GM (1,1) untuk bulan Januari 2019 – Desember 2019.

Tabel 4.9 Hasil Peramalan Jumlah Kunjungan Wisman Ke Indonesia

Bulan	Hasil Peramalan
Januari 2019	1.437.547
Februari 2019	1.455.406
Maret 2019	1.473.488
April 2019	1.491.793
Mei 2019	1.510.327
Juni 2019	1.529.090
Juli 2019	1.548.087
Agustus 2019	1.567.320
September 2019	1.586.791
Oktober 2019	1.606.505
November 2019	1.626.463
Desember 2019	1.646.670
Jumlah	**18.479.482**

Terlihat bahwa hasil peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia untuk bulan Januari 2019 – Desember 2019 setiap bulannya mengalami kenaikan. Berdasarkan hasil peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia di tahun 2019 mencapai 18.479.482 orang wisatawan mancanegara.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari proses pemodelan dan peramalan yang telah dilakukan, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan yang dapat dikemukaan sebagai berikut:

1. Dari pemodelan yang telah dilakukan menggunakan ARIMA untuk data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia pada bulan Januari 2014 – Desember 2018 diperoleh model terbaik atau model yang paling cocok digunakan untuk melakukan peramalan adalah model ARIMA (0,1,1). Berikut persamaan model ARIMA (0,1,1):

$Y_t = Y_{t-1} + e_t - (-0{,}411354)e_{t-1}$

2. Dari pemodelan *Grey System Theory* yang telah dilakukan untuk data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia pada bulan Januari 2014 – Desember 2018 menggunakan *Grey Model* (1,1) atau GM (1,1) diperoleh nilai parameter a sebesar $-0{,}012347$ dan nilai parameter b sebesar $680252{,}367519$. Sehingga diperoleh persamaan untuk melakukan peramalan menggunakan *Inverse Accumulated Generating Operation* (IAGO) sebagai berikut:
$y_p^{(0)}(k+1) = \left[y^{(0)}(1) - \frac{680252{,}367519}{-0{,}012347}\right] e^{-(-0{,}012347)(k)}(1 - e^{-0{,}012347})$
3. MAPE untuk model ARIMA (0,1,1) dan model GM (1,1). Diperoleh nilai MAPE untuk model ARIMA (0,1,1) sebesar 8,335604% dan nilai MAPE untuk model GM (1,1) sebesar 6,929018%. Karena model GM (1,1) memiliki nilai MAPE lebih kecil dibandingkan model ARIMA (0,1,1), maka dapat disimpulkan bahwa model GM (1,1) menjadi model yang paling cocok digunakan untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesesia. Dan diperoleh hasil peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia untuk bulan Januari 2019 – Desember 2019 menggunakan model GM (1,1) sebagai berikut:

E. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penulis menyarankan kepada peneliti lain untuk menggunakan metode *Grey System Theory* dengan ukuran sampel kecil dan membandingkan metode *Grey System Theory* dengan metode lainnya, seperti metode Rata-rata Bergerak atau metode Pemulusan Eksponensial.

Adapun saran bagi pemerintah dengan melihat hasil peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia yang setiap bulannya mengalami kenaikan ada baiknya pemerintah lebih meningkatkan kualitas dan kenyaman fasilitas dan insfrastruktur bagi wisatawan mancanegara.

Daftar Pustaka

Deng, Julong. 1989. *Introduction to Grey System Theory*. The Journal of Grey System, 1(1), 1-24.

Lotfalipour M. R, Falahi M. A., dan Bastam M. 2013. *Prediction of CO_2 Emissions in Iran using Grey and ARIMA Models,* 3(3), 229-237.

Makridakis, Wheelwright, & Mcgee. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan.* Erlangga: Jakarta.

Wei, William W. S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods.* Pearson: New York.

Yanti, T. S. 2010. *Analisis Deret Waktu.* Pustaka Ceria: Bandung.