

ANALISIS PERAMALAN TINGKAT KEMISKINAN DI INDONESIA DENGAN MODEL ARIMA

¹Rinaldo Isnawan Prasetyono, ²Dyah Anggraini
^{1,2}Program Pasca Sarjana Universitas Gunadarma,
Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat
¹aldoisnawan18@gmail.com, ²d_anggraini@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak

Kemiskinan di Indonesia merupakan masalah yang kompleks dan multidimensi, karena tingkat kemiskinan di suatu negara akan mempengaruhi indikator keberhasilan baik dari segi pembangunan maupun perekonomian negara tersebut. Berdasarkan permasalahan tersebut diperlukan sebuah cara untuk mengetahui tingkat kemiskinan di Indonesia baik wilayah Perkotaan, Pedesaan maupun secara Nasional, salah satunya yaitu dengan menggunakan metode peramalan. Pada penelitian kali ini, peneliti menggunakan sebuah model dari Box Jenkins yaitu Auto Regressive Moving Average (ARIMA) untuk meramalkan tingkat kemiskinan di Indonesia pada masa yang akan datang. Dataset kemiskinan yang digunakan bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) dengan data pengujian dari tahun 2011 hingga tahun 2020. Peneliti akan menggunakan 3 parameter error untuk mengevaluasi hasil tingkat kemiskinan di Perkotaan, Pedesaan maupun secara Nasional yaitu RMSE, MAE dan MAPE. Berdasarkan pengujian yang dilakukan bahwa dataset perkotaan menghasilkan model ARIMA(2,2,5) sebagai model ARIMA terbaik dengan RMSE=1.246582, MAE=0.923255 dan MAPE=12%, untuk dataset pedesaan menghasilkan model ARIMA(1,2,1) sebagai yang terbaik dengan RMSE=0.392650, MAE=0.311529 dan MAPE=2%. Sementara untuk dataset secara nasional menghasilkan model ARIMA(0,2,5) sebagai yang terbaik dengan RMSE=2.533166, MAE=2.090505 dan MAPE=20%. Dari 3 pengujian tersebut disimpulkan bahwa model ARIMA berhasil menghasilkan nilai peramalan tingkat kemiskinan di Indonesia baik wilayah Perkotaan, Pedesaan maupun secara Nasional dengan hasil yang baik

Kata Kunci: ARIMA, Kemiskinan, MAE, MAPE, RMSE

Abstract

Poverty in Indonesia is a complex and multidimensional problem, because the level of poverty in a country will affect indicators of success both in terms of development and the country's economy. Based on these problems, a way is needed to find out the level of poverty in Indonesia, both in urban, rural and national areas, one of which is by using the forecasting method. In this study, the researcher uses a model from Box Jenkins, namely the Auto Regressive Moving Average (ARIMA) to predict the level of poverty in Indonesia in the future. The poverty dataset used is sourced from the Central Statistics Agency (BPS) with test data from 2011 to 2020. Researchers will use 3 error parameters to evaluate the results of poverty rates in urban, rural and national levels, namely RMSE, MAE and MAPE. Based on the tests conducted, the urban dataset produces the ARIMA(2,2,5) model as the best ARIMA model with RMSE=1.246582, MAE=0.923255 and MAPE=12%, for the rural dataset, the ARIMA(1,2,1) model as the the best with RMSE=0.392650, MAE=0.311529 and MAPE=2%. Meanwhile, for the national dataset, the ARIMA(0,2,5) model is the best with RMSE=2.533166, MAE=2.090505 and MAPE=20%. From these 3 tests, it is concluded that the ARIMA model has succeeded in producing forecasting values for poverty levels in Indonesia, both in urban, rural and national areas with good results.

Keywords: ARIMA, MAE, MAPE, Poverty, RMSE

PENDAHULUAN

Indonesia termasuk salah satu negara berkembang dimana permasalahan pokok yang biasa dialami yaitu tentang kemiskinan. Dalam kehidupan bernegara masalah sosial seperti kemiskinan dapat mempengaruhi nilai suatu bangsa dalam mensejahterakan masyarakatnya. Kemiskinan menjadi suatu masalah yang kompleks dan multidimensi karena indikator keberhasilan pembangunan suatu negara tergantung pada tingkat kesejahteraan masyarakat [1]. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik bahwa sejak tahun 2011 hingga tahun 2019 persentase tingkat kemiskinan di Indonesia mengalami penurunan, hanya pada tahun 2015 semester I bulan Maret ada kenaikan tingkat kemiskinan. Pada tahun 2020 tingkat kemiskinan di Indonesia naik secara signifikan [2]. Terlepas dari faktor eksternal dimana terjadi pandemi covid-19 yang melanda dunia tak terkecuali Indonesia, sudah seharusnya pemerintah mulai sadar terhadap permasalahan kemiskinan yang terjadi. Salah satu bentuk yang bisa dilakukan adalah dengan melakukan peramalan tingkat kemiskinan di Indonesia pada masa yang akan datang. Peramalan diperlukan untuk membantu *user* dalam proses perencanaan maupun pengambilan keputusan pada masa yang akan datang [3]. Peramalan berguna untuk perencanaan dan pengambilan keputusan, namun hal ini tidak selalu akurat, karena keakuratan proses peramalan ini tergantung dari data yang diperoleh maupun metode yang

digunakan. Penelitian kali ini menggunakan model *Auto Regressive Moving Average* (ARIMA). Model ARIMA merupakan kombinasi dari 2 model yaitu *Auto Regressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Model AR merupakan model persamaan regresi yang menghubungkan nilai variabel sebelumnya yang bersifat dependen, biasanya model ini ditulis dengan ordo p [4] dan model MA merupakan model yang menetapkan bahwa variabel *output* bergantung secara linear pada nilai saat ini dan berbagai nilai dimasa lalu dan ditulis dengan ordo q [5]. Beberapa penelitian yang pernah dilakukan untuk memprediksi kemiskinan maupun penggunaan model ARIMA telah dilakukan diantaranya Prediksi Tingkat Kemiskinan di Kalimantan Timur dengan Menggunakan *Single* dan *Double Exponential Smoothing*. Penelitian tersebut menghasilkan nilai MAPE pada model *Single Exponential Smoothing* sebesar 10.94% dan *Double Exponential Smoothing* sebesar 14.90%, sehingga dari perbandingan tersebut menunjukkan model *Single Exponential Smoothing* memiliki tingkat keakuratan paling baik dalam memprediksi kemiskinan di Kalimantan Timur [6]. Prediksi tingkat kemiskinan di Provinsi Jawa Barat menggunakan *Seasonal ARIMA* (SARIMA). Penelitian ini menghasilkan nilai MAPE sebesar 2.81% yang artinya model tersebut masuk kedalam kategori sangat baik dalam melakukan peramalan [7]. Penelitian mengenai prediksi tingkat kemiskinan di Provinsi NTB dengan menggunakan metode ARDL

(*Auto Regressive Distributed Lag*) dimana pada penelitian tersebut memiliki nilai MAPE sebesar 3% sehingga peramalan tersebut bisa dikategorikan sangat baik dan penggunaan metode ARDL cocok dalam memprediksi tingkat kemiskinan di wilayah tersebut [8]. Penelitian tentang memprediksi jumlah penduduk miskin di wilayah Yogyakarta dengan menggunakan model *Triple Exponential Smoothing*, dimana penelitian tersebut memiliki nilai MAPE sebesar 3% sehingga peramalan dikategorikan sangat baik [9]. Berdasarkan permasalahan diatas, maka untuk penelitian mengenai peramalan tingkat kemiskinan di Indonesia menggunakan model ARIMA. Metode ARIMA dipilih karena memiliki akurasi terbaik dalam memprediksi untuk penelitian jangka pendek [10]. Diharapkan dengan penggunaan model ARIMA ini mampu menghasilkan tingkat akurasi terbaik dalam memprediksi tingkat kemiskinan di Indonesia. Pada penelitian ini menggunakan model ARIMA dalam melakukan peramalan data kemiskinan di Indonesia berdasarkan wilayah Perkotaan, Pedesaan dan secara Nasional. Penelitian ini menggunakan data kemiskinan yang bersumber dari Badan Pusat Statistik tahun 2011 hingga 2020 dengan jumlah 60 *record* data dengan harapan mampu untuk meramalkan tingkat kemiskinan di Indonesia pada masa 4 tahun yang akan datang dari tahun 2021 hingga 2024. Hasil yang diharapkan dari penelitian ini yaitu mampu memberikan nilai akurasi peramalan yang baik dan nilai

kesalahan yang rendah sehingga mampu membantu pemerintah dalam mengidentifikasi tingkat kemiskinan yang terdapat di Indonesia berdasarkan wilayah baik itu Perkotaan, Pedesaan maupun dalam skala Nasional pada masa yang akan datang.

METODE PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan terdiri dari beberapa tahapan proses, hal ini dilakukan untuk mendapatkan akurasi terbaik dalam meramalkan tingkat kemiskinan di Indonesia dengan model *Auto Regressive Moving Average* (ARIMA). Gambar 1 merupakan gambaran umum dari tahapan penelitian yang dilakukan. Berdasarkan Gambar 1, tahapan awal penelitian dilakukan dengan menginput data kemiskinan di Indonesia, data yang digunakan bersumber dari Badan Pusat Statistik (www.bps.go.id). Setelah menginput data, langkah berikutnya melakukan identifikasi model dengan menggunakan uji stasioneritas dan diferensiasi data untuk mendapatkan pendugaan model ARIMA (p,d,q).

Tahapan berikutnya setelah didapatkan model ARIMA yang diduga yaitu melakukan estimasi parameter model dengan menggunakan ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*).

Tahapan berikutnya dilanjutkan dengan pemeriksaan diagnostik dengan parameter AIC (*Akaike Information Criterion*) dan SBC (*Schwarz Bayes Criterion*) untuk melihat parameter model yang terbaik. Langkah

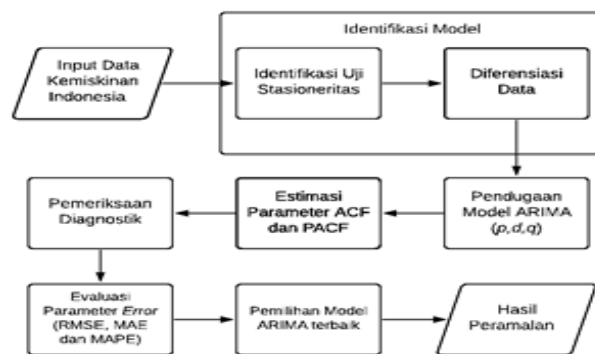
selanjutnya melakukan uji parameter *error* dengan 3 kategori yaitu menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*), MAE (*Mean Absolute Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) untuk dilihat model ARIMA yang paling kecil nilai *error* dan paling baik akurasi. Setelah didapatkan model ARIMA yang memiliki nilai akurasi terbaik dengan *error* terkecil barulah data tersebut bisa digunakan untuk proses peramalan.

Input Data Kemiskinan di Indonesia

Pada tahapan ini data yang diinput berjumlah 102 data dari periode 1996 hingga 2020. Pengambilan data kemiskinan di Indonesia pada tahun 1996 hingga 2010 dilakukan setahun sekali, sedangkan pada tahun 2011 hingga 2020 pengambilan data

dilakukan per-6 bulan yaitu Maret dan September. Maka untuk memudahkan observasi dalam penelitian, digunakan data dari tahun 2011 hingga 2020 untuk peramalan dengan jumlah 60 *dataset*. Tabel 1 contoh sampel data pengujian tingkat kemiskinan di Indonesia.

Pada bulan Maret 2015 persentase tingkat kemiskinan di Indonesia wilayah perkotaan sebesar 8.29 %, sedangkan untuk wilayah pedesaan lebih besar yaitu sebesar 14.21 % dan dalam skala Nasional sebesar 11,22 %. Persentase tingkat kemiskinan dilakukan dalam satuan persen, dihitung berdasarkan sensus tiap tahunnya dari banyaknya jumlah penduduk yang berada dibawah garis kemiskinan dan rata-rata pengeluaran per kapita penduduk yang berada dibawah garis kemiskinan.



Gambar 1. Tahapan Model Penelitian

Tabel 1. Sampel Data Pengujian Tingkat Kemiskinan di Indonesia

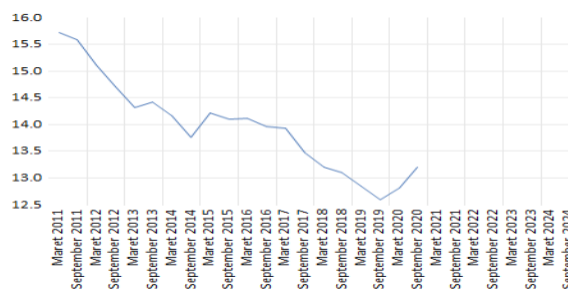
Bulan	Kota	Desa	Nasional
Maret 2011	9,23	15,72	12,49
September 2011	9,09	15,59	12,36
Maret 2012	8,78	15,12	11,96
September 2012	8,6	14,7	11,66
Maret 2013	8,39	14,32	11,37
September 2013	8,52	14,42	11,47
Maret 2014	8,34	14,17	11,25
September 2014	8,16	13,76	10,96
Maret 2015	8,29	14,21	11,22
September 2015	8,22	14,09	11,13

[Sumber : www.bps.go.id, 2021]

Identifikasi Model

Pada tahap ini data yang diinput akan dilakukan pengecekan stasioner melalui pengujian unit *root* dengan menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) serta melakukan pengujian dengan level diferensiasinya. Pengujian stasioner dilakukan untuk menghasilkan nilai rata-rata dan varian yang konstan. Gambar 2 ditampilkan grafik tingkat kemiskinan di Indonesia. Berdasarkan Gambar 2 variabel X ditunjukkan dengan nama bulan dan variabel Y nilai rata-rata tingkat kemiskinan. Dari grafik tersebut terlihat data belum stasioner hal ini ditunjukkan dengan keadaan naik dan penurunan grafik masih belum konstan atau tidak stabil. Sebagai contoh pada rata-rata tingkat kemiskinan tahun 2014 dimana terlihat terjadi kenaikan grafik lalu kemudian terjadi sedikit naik turun grafik dari rentang 2015 hingga 2016 yang kemudian terjadi penurunan sangat signifikan pada periode 2017 hingga 2019. Maka dari itu dikatakan bahwa grafik pengujian pada

tingkat kemiskinan belum stasioner. Langkah selanjutnya untuk menjadikan data stasioner yaitu dengan pengujian diferensiasi dimana pengujian bisa dilakukan dengan kriteria *Akaike Info Criterion* (AIC) atau *Schwarz Info Criterion* (SBC). Pada pengujian stasioner, nilai probabilitas (*p-value*) harus lebih kecil dari nilai signifikan (α) 0.05 dan nilai *t-statistic* lebih kecil dari nilai kritis pengujian. Nilai signifikan (α) sebesar 0.05 merupakan nilai batas maksimal dari kesalahan yang dilakukan dalam penelitian, nilai probabilitas (*p-value*) merupakan besarnya peluang dalam statistik pengujian yang dilakukan dan nilai *t-statistic* merupakan sebuah nilai yang digunakan untuk menguji kebenaran dalam sample yang digunakan pada penelitian [11]. Dalam pengujian diferensiasi dilakukan 3 kriteria yaitu Level (Level 0), 1st Difference (Level 1) dan 2nd Difference (Level 2). Apabila data sudah stasioner, maka pengujian diferensiasi dihentikan pada level tersebut.



Gambar 2. Sampel Grafik Tingkat Kemiskinan di Indonesia

Tabel 2. Aturan Pola ACF dan PACF

ACF	PACF	Model
<i>Tails off</i>	<i>Cut off</i> setelah lag q	AR (p)
<i>Cut off</i> setelah lag p	<i>Tails off</i>	MA (q)
<i>Cut off</i> setelah lag p	<i>Cut off</i> setelah lag p	AR(p), MA(q)

Keterangan : *tails off* adalah kondisi dimana parameter model berubah menjadi nol secara asimptotik dan *cut off* adalah kondisi dimana parameter model menjadi nol secara tiba-tiba [12].

Pendugaan Model dan Estimasi Parameter ACF-PACF

Data *time series* yang sudah stasioner dapat dilakukan pengujian estimasi parameter model menggunakan *Autocorelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorelation Function* (PACF). Model pembentukan ARIMA harus memperhatikan aturan pola seperti pada Tabel 2. Setelah pendugaan model ARIMA ditemukan berdasarkan plot ACF dan PACF dari data *time series* yang sudah stasioner, maka selanjutnya dilakukan tahapan analisis regresi melalui metode *Least Square*. Pengujian menggunakan metode *Least Square* untuk menemukan nilai penduga dalam pemodelan regresi yang meminimumkan jumlah kuadrat galat. Pengujian ini untuk menghasilkan nilai *Akaike Info Criterion* (AIC) dan *Schwarz Info Criterion* (SBC).

Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan Diagnostik dilakukan untuk mengetahui apakah dari pemodelan ARIMA sementara menghasilkan nilai yang signifikan atau tidak. Model dikatakan signifikan apabila probabilitas (*p-values*) < 0.05. Pengujian yang dilakukan pada tahap ini yaitu dengan uji *white noise*. Pengujian dengan *white noise* dikatakan baik dan bisa dijadikan pemodelan ARIMA apabila plot ACF dan PACF memiliki probabilitas (*p-value*) > 0.05.

Evaluasi Parameter Error

Pengujian dilakukan untuk melihat model ARIMA yang terbaik dengan melihat

persentase *error* dari hasil peramalan. Parameter untuk menguji *error* menggunakan 3 kriteria yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Kriteria RMSE digunakan untuk memberikan gambaran lengkap tentang distribusi kesalahan menggunakan Persamaan 1.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (1)$$

Kriteria MSE untuk mengukur tingkat kesalahan dari prediksi menggunakan Persamaan 2. Kriteria MAPE merupakan presentase kesalahan hasil peramalan terhadap nilai aktual pada periode tertentu menggunakan Persamaan 3.

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \quad (3)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian kali ini yang akan diramalkan adalah tingkat kemiskinan di Indonesia berdasarkan wilayah perkotaan, pedesaan dan nasional pada masa 4 tahun kedepan, dari tahun 2021 hingga 2024. Pengujian dengan model ARIMA diharapkan mampu meramalkan tingkat kemiskinan di Indonesia berdasarkan model terbaik dengan nilai RMSE, MAE dan MAPE.

Hasil Identifikasi Model

Proses pengidentifikasian model yang akan digunakan dalam peramalan, langkah yang dilakukan yaitu dengan melakukan identifikasi stasioneritas data yang diuji dan

pengujian diferensiasi. Diperlukan uji *unit root* menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk mengidentifikasi stasioneritas data dan pengujian diferensiasi.

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on KOTA

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.143073	0.1324
Test critical values:		
1% level	-4.728363	
5% level	-3.759743	
10% level	-3.324975	

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(KOTA)
 Method: Least Squares
 Date: 03/20/21 Time: 14:19
 Sample (adjusted): 6 20
 Included observations: 15 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(KOTA,1)	0.600234	0.143073	0.4137	

(a) Hasil uji Diferensiasi Level 0

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(KOTA)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.820123	0.3564
Test critical values:		
1% level	-4.004425	
5% level	-3.095896	
10% level	-2.690439	

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(KOTA,2)
 Method: Least Squares
 Date: 03/20/21 Time: 14:40
 Sample (adjusted): 7 20
 Included observations: 14 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(KOTA,1)	0.295376	1.211663	1.920123	0.1052

(b) Hasil uji Diferensiasi Level 1

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(KOTA,2)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5.059076	0.0012
Test critical values:		
1% level	-3.920350	
5% level	-3.095585	
10% level	-2.673460	

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(KOTA,3)
 Method: Least Squares
 Date: 03/20/21 Time: 14:42
 Sample (adjusted): 5 20
 Included observations: 16 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(KOTA,1,2)	0.209559	0.425734	0.490076	0.6200

(c) Hasil uji Level 2

Gambar 3. Hasil Uji data Perkotaan dengan ADF

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(DESA)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.800253	0.0586
Test critical values:		
1% level	-4.571559	
5% level	-3.890814	
10% level	-3.289909	

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(DESA,2)
 Method: Least Squares
 Date: 03/20/21 Time: 14:03
 Sample (adjusted): 3 20
 Included observations: 18 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(DESA,1)	0.097498	0.274268	0.355953	0.7206

(a) Hasil uji Diferensiasi Level 0

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on DESA

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.756711	0.6850
Test critical values:		
1% level	-4.532598	
5% level	-3.673616	
10% level	-3.277364	

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(DESA)
 Method: Least Squares
 Date: 03/20/21 Time: 14:02
 Sample (adjusted): 2 20
 Included observations: 19 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DESA,1)	0.278104	0.216234	1.285711	0.2091

(b) Hasil uji Diferensiasi Level 1

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(DESA,2)

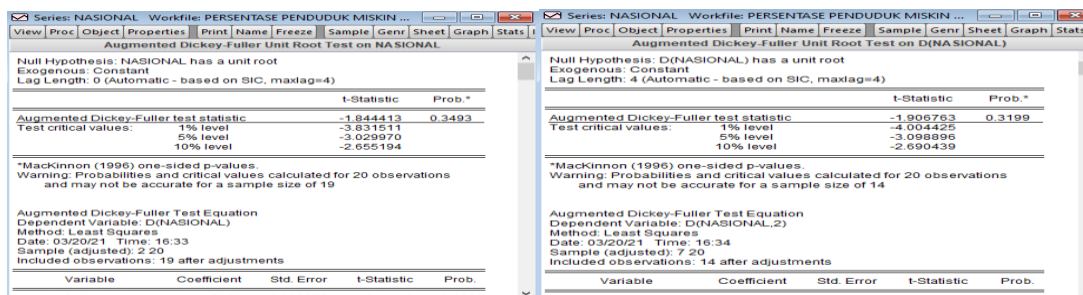
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.412499	0.0156
Test critical values:		
1% level	-4.667883	
5% level	-3.733200	
10% level	-3.310349	

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(DESA,3)
 Method: Least Squares
 Date: 03/20/21 Time: 14:04
 Sample (adjusted): 5 20
 Included observations: 16 after adjustments

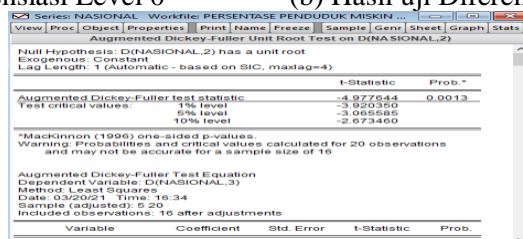
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(DESA,1,2)	0.007840	0.475433	0.016499	0.9898

(c) Hasil Uji Diferensiasi Level 2

Gambar 4. Hasil Uji data Pedesaan dengan ADF



(a) Hasil uji Diferensiasi Level 0 (b) Hasil uji Diferensiasi Level 1



(c) Hasil Uji Diferensiasi Level 2

Gambar 5. Hasil Uji data Nasional dengan ADF

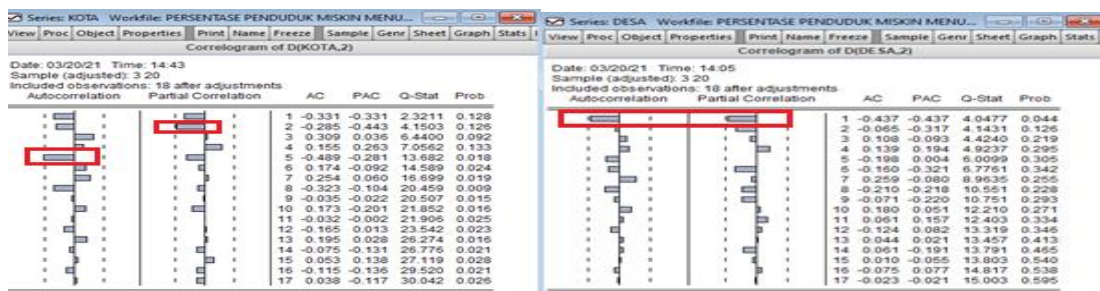
Pada Gambar 4(a) dapat dilihat bahwa pada pengujian awal (level 0) didapatkan nilai p value $0.6850 > 0.05$ dan t statistic $-1.756711 > -3.673616$ sehingga bisa dikatakan H_0 ditolak dan data belum stasioner. Pada gambar 4(b) bahwa diferensiasi level 1 ($d=1$) mendapatkan p value $0.0586 > 0.05$ dan t statistic $-3.600253 > -3.690814$ sehingga bisa dikatakan H_1 ditolak dan data belum stasioner. Gambar 4(c) bahwa diferensiasi level 2 ($d=2$) mendapatkan p value $0.0156 < 0.05$ dan t statistic $-4.412499 < -3.733200$ sehingga bisa dikatakan H_2 dan data sudah stasioner. Hasil uji diferensiasi untuk data pedesaan adalah 2nd Difference (Level 2).

Pada pengujian Gambar 5(a) dapat dilihat bahwa pada pengujian awal (level 0) didapatkan nilai p value $0.3493 > 0.05$ dan t statistic $-1.844413 > -3.029970$ sehingga bisa dikatakan H_0 dan data belum stasioner. Gambar 5(b) bahwa diferensiasi level 1

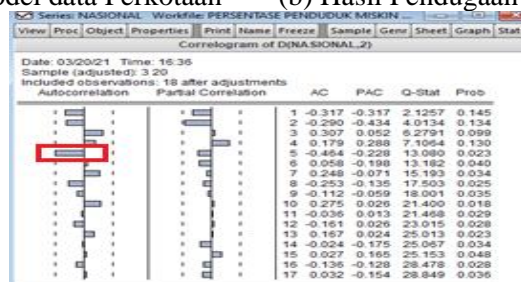
($d=1$) mendapatkan p value $0.3199 > 0.05$ dan t statistic $-1.906763 > -3.098896$ sehingga bisa dikatakan H_1 dan data belum stasioner. Pada gambar 5(c) bahwa diferensiasi level 2 ($d=2$) mendapatkan p value $0.0013 < 0.05$ dan t statistic $-4.977644 < -3.065585$ sehingga bisa dikatakan H_2 dan data sudah stasioner. Hasil uji diferensiasi untuk data nasional adalah 2nd Difference (Level 2).

Hasil Estimasi Parameter Model

Setelah data stasioner maka selanjutnya pengujian dengan parameter model ACF dan PACF. Pada pengujian sebelumnya masing-masing data memiliki level diferensiasi 2. Selanjutnya untuk mendapatkan model ARIMA bisa dilihat pada Gambar 6. Gambar 6(a) menampilkan pendugaan model plot ACF dan plot PACF dengan data kemiskinan di Perkotaan diferensiasi level 2. Plot ACF mengalami signifikan pada lag ke 5 dan plot PACF mengalami signifikan di lag ke 2.



(a) Hasil Pendugaan Model data Perkotaan (b) Hasil Pendugaan Model data Pedesaan



(c) Hasil Pendugaan Model data Nasional
Gambar 6. Hasil Estimasi Model Data Uji

Berdasarkan hasil tersebut pendugaan model ARIMA data kemiskinan wilayah Perkotaan adalah *autoregressive* dengan nilai AR(2) dan *moving average* dengan nilai MA(5). Tabel 3 terdapat 3 model pendugaan yang sesuai untuk data kemiskinan perkotaan yaitu ARIMA(2,2,5), ARIMA(0,2,5) dan ARIMA(2,2,0). Gambar 6 (b) menampilkan pendugaan model plot ACF dan plot PACF dengan data kemiskinan di Pedesaan diferensiasi level 2. Pada plot ACF mengalami signifikan pada *lag* ke 1 dan plot PACF juga

mengalami signifikan di *lag* ke 1. Berdasarkan hasil tersebut pendugaan model ARIMA data kemiskinan wilayah Perkotaan adalah *autoregressive* dengan nilai AR(1) dan *moving average* dengan nilai MA(1) dapat dilihat pada Tabel 4. Maka terdapat 3 model yang sesuai untuk data kemiskinan perkotaan yaitu ARIMA(1,2,1), ARIMA(0,2,1) dan ARIMA(1,2,0). Gambar 6(c) menampilkan pendugaan model plot ACF dan plot PACF dengan data kemiskinan secara Nasional diferensiasi level 2.

Tabel 3. Pendugaan Variabel ACF dan PACF Perkotaan

	variabel p (ACF)	variabel d (level diferensiasi)	Variabel q (PACF)
ARIMA (2,2,5)	2	2	5
ARIMA (0,2,5)	0	2	5
ARIMA (2,2,0)	2	2	0

Tabel 4. Pendugaan Variabel ACF dan PACF Pedesaan

	variabel p (ACF)	variabel d (level diferensiasi)	Variabel q (PACF)
ARIMA (1,2,1)	1	2	1
ARIMA (0,2,1)	0	2	1
ARIMA (1,2,0)	1	2	0

Tabel 5. Pendugaan Variabel ACF dan PACF Nasional

	variabel p (ACF)	variabel d (level diferensiasi)	Variabel q (PACF)
ARIMA (0,2,5)	0	2	5

Tabel 6. Perbandingan Model ARIMA Data Perkotaan

Model ARIMA	AIC	SBC
ARIMA (2,2,5)	0.646196	0.844056
ARIMA (0,2,5)	0.579118	0.727513
ARIMA (2,2,0)	0.779273	0.927669

Dependent Variable: D(D(KOTA))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 03/26/21 Time: 10:22
 Sample: 3 20
 Included observations: 18
 Convergence achieved after 21 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.029397	0.047031	0.625070	0.5413
MA(5)	-0.723190	1.189205	-0.608129	0.5522
SIGMASQ	0.061888	0.047003	1.316697	0.2077
R-squared	0.419326	Mean dependent var		0.035556
Adjusted R-squared	0.341903	S.D. dependent var		0.335931
S.E. of regression	0.272518	Akaike info criterion		0.579118
Sum squared resid	1.113991	Schwarz criterion		0.727513
Log likelihood	-2.212050	Hannan-Quinn criter.		0.599590
F-statistic	5.416027	Durbin-Watson stat		2.587611
Prob(F-statistic)	0.016963			
Inverted MA Roots	.94 -.76-.55i	-.29-.89i	.29+.89i	-.76+.55i

Gambar 7. Pendugaan Parameter Model ARIMA (0,2,5) data Perkotaan

Tabel 7. Perbandingan Model ARIMA Data Pedesaan

Model ARIMA	AIC	SBC
ARIMA (1,2,1)	0.689214	0.887075
ARIMA (0,2,1)	0.581924	0.730319
ARIMA (1,2,0)	0.819069	0.967465

Dependent Variable: D(DESA)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 03/26/21 Time: 11:02
 Sample: 2 20
 Included observations: 19
 Convergence achieved after 5 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.129445	0.083943	-1.542048	0.1426
MA(1)	0.129484	0.258315	0.468425	0.6472
SIGMASQ	0.068578	0.029275	2.342510	0.0324
R-squared	0.011373	Mean dependent var		-0.132632
Adjusted R-squared	-0.112206	S.D. dependent var		0.270593
S.E. of regression	0.265370	Akaike info criterion		0.474651
Sum squared resid	1.302979	Schwarz criterion		0.623733
Log likelihood	-1.509192	Hannan-Quinn criter.		0.499888
F-statistic	0.092029	Durbin-Watson stat		1.837323
Prob(F-statistic)	0.912558			
Inverted MA Roots	-.12			

Gambar 8. Pendugaan Parameter Model ARIMA (0,2,1) Data Pedesaan

Pada plot ACF mengalami signifikan pada lag ke 5 dan plot PACF tidak mengalami lag signifikan. Berdasarkan hasil tersebut pendugaan model ARIMA data kemiskinan secara Nasional adalah *moving average* dengan nilai MA(5) dapat dilihat pada Tabel 5. Maka terdapat 1 model yang sesuai untuk data kemiskinan perkotaan yaitu ARIMA (0,2,5). Setelah diperoleh pendugaan model ARIMA maka langkah selanjutnya menguji

model tersebut berdasarkan kriteria *Akaike Info Criterion* (AIC) dan *Schwarz Info Criterion* (SBC). Berdasarkan hasil pengujian terhadap masing-masing data maka diperoleh pendugaan model terbaik dapat dilihat pada Tabel 6.

Penentuan nilai estimasi parameter model terbaik dapat dilihat dari hasil AIC dan SBC terkecil. Dari perbandingan 3 model ARIMA yang terdapat pada Tabel 6, model

ARIMA(0,2,5) memiliki estimasi parameter model terbaik dibandingkan model ARIMA (2,2,5) dan ARIMA(2,2,0) dengan nilai AIC sebesar 0.579118 dan SBC sebesar 0.727513. Nilai ARIMA(0,2,5) dapat dilihat pada Gambar 7. Penentuan nilai estimasi parameter model terbaik dapat dilihat dari hasil AIC dan SBC terkecil. Dari perbandingan 3 model ARIMA yang terdapat pada Tabel 7, model ARIMA (0,2,1) memiliki estimasi parameter model terbaik dibandingkan model ARIMA (1,2,1) dan ARIMA(1,2,0) dengan nilai AIC sebesar 0.581924 dan SBC sebesar 0.730319.

Penentuan nilai estimasi parameter model untuk data secara Nasional hanya memiliki 1 model jadi tidak diperlukan adanya perbandingan. Hasil pengujian model ARIMA (0,2,5) data kemiskinan secara nasional memiliki nilai AIC sebesar 0.574757 dan nilai SBC sebesar 0.723153. Hasil dapat dilihat pada Tabel 8 dan Gambar 9.

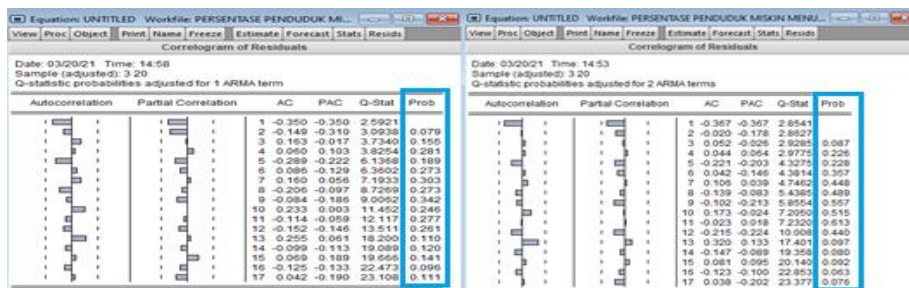
Tabel 8. Perbandingan Model ARIMA Data Nasional

Model ARIMA	AIC	SBC
ARIMA (0,2,5)	0.574757	0.723153

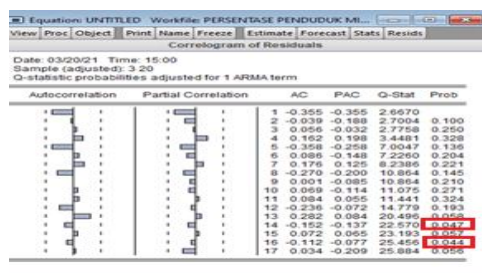
Dependent Variable: D(D(NASIONAL))
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 03/26/21 Time: 10:42
Sample: 3 20
Included observations: 18
Convergence achieved after 12 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.025262	0.063292	0.399142	0.6954
MA(5)	-0.479577	0.588105	-0.815461	0.4276
SIGMASQ	0.069347	0.032932	2.105786	0.0525
R-squared	0.257881	Mean dependent var		0.030000
Adjusted R-squared	0.158931	S.D. dependent var		0.314549
S.E. of regression	0.288472	Akaike info criterion		0.574757
Sum squared resid	1.2482745	Schwarz criterion		0.723153
Log likelihood	-2.172817	Hannan-Quinn criter.		0.595219
F-statistic	2.606192	Durbin-Watson stat		2.639835
Prob(F-statistic)	0.106796			
Inverted MA Roots	.86	.27-.82i	.27+.82i	-.70+.51i
	-.70-.51i			

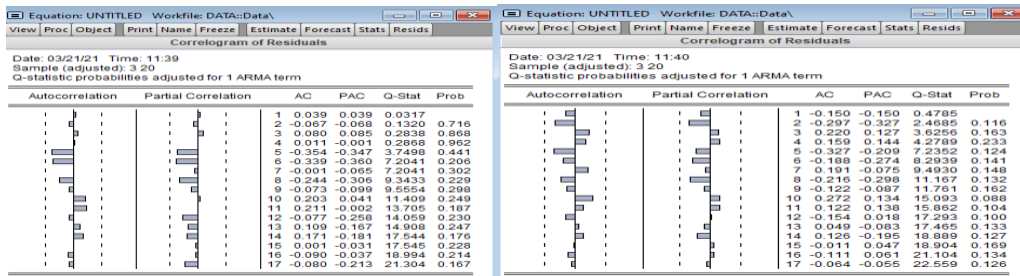
Gambar 9. Pendugaan Parameter Model ARIMA (0,2,5) Data Nasional



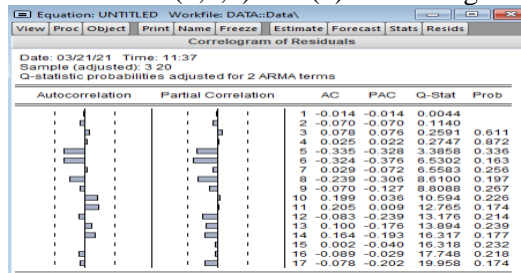
(a) Hasil Diagnostik ARIMA (2,2,5) (b) Hasil Diagnostik ARIMA (0,2,5)



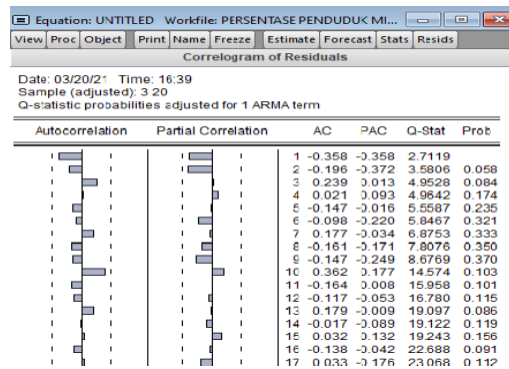
(c) Hasil Diagnostik ARIMA (2,2,0)
Gambar 10. Hasil Diagnostik Model ARIMA Perkotaan



(a) Hasil Diagnostik ARIMA (1,2,1) (b) Hasil Diagnostik ARIMA (0,2,1)



(c) Hasil Diagnostik ARIMA (1,2,0)
Gambar 11. Hasil Diagnostik Model ARIMA Pedesaan



Gambar 12. Hasil Diagnostik Model ARIMA (0,2,5) Nasional

Pemeriksaan Diagnostik

Pada tahap ini untuk memeriksa apakah model yang digunakan sudah baik dengan melihat residual. Analisis residual dapat dikatakan baik jika memiliki *white noise* dengan melihat nilai probabilitas pada ACF dan PACF yang tidak signifikan ($p\text{-value} > \alpha = 0.05$).

Berdasarkan Gambar 11. (a), (b) dan (c) *lag* ke-1 sampai dengan *lag* ke-17 tidak ada *lag* yang signifikan dengan ditunjukkan bahwa nilai probabilitas dari masing-masing pengujian lebih besar dari pada nilai signifikan 5% ($p\text{-value} > 0.05$). Hal ini menunjukkan bahwa residual model ARIMA (1,2,1), ARIMA(0,2,1) dan ARIMA(1,2,0) sudah *white noise* dan terdistribusi dengan

baik sehingga 3 model tersebut bisa digunakan untuk proses peramalan. Berdasarkan Gambar 12 *lag* ke-1 sampai dengan *lag* ke-17 tidak ada *lag* yang signifikan ditunjukkan bahwa nilai probabilitas pada pengujian tersebut lebih besar dari nilai signifikan 5% ($p\text{-value} > 0.05$). Hal ini menunjukkan bahwa residual model ARIMA (0,2,5) sudah *white noise* dan terdistribusi dengan baik sehingga model tersebut bisa digunakan untuk proses peramalan.

Pemeriksaan Error

Pada tahap ini masing-masing model ARIMA yang terdapat pada data akan di evaluasi akurasi dan *error* untuk mendapatkan hasil peramalan terbaik. Untuk evaluasi *error* digunakan 3 parameter yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage*

Error (MAPE). Dari Tabel 9. bahwa model terbaik untuk peramalan data kemiskinan perkotaan yaitu ARIMA (2,2,5) karena memiliki nilai *error* lebih kecil dari ARIMA (0,2,5). Nilai ARIMA(2,2,5) memiliki RMSE=1.246582, MAE=0.923255 dan MAPE=12%. Dari Tabel 10. bahwa model terbaik untuk peramalan data kemiskinan pedesaan yaitu ARIMA(1,2,1) karena memiliki nilai *error* lebih kecil dari ARIMA(0,2,1) dan ARIMA(1,2,0). Nilai ARIMA(1,2,1) memiliki RMSE=0.392650, MAE=0.311529 dan MAPE=2%, sementara untuk peramalan data kemiskinan secara nasional hanya menggunakan 1 model saja yaitu ARIMA (0,2,5) dan tidak ada perbandingan. Berdasarkan hasil pengujian untuk ARIMA(0,2,5) nilai akurasi RMSE sebesar 2.533166, MAE sebesar 2.090505 dan MAPE sebesar 20%.

Tabel 9. Perbandingan Error Model ARIMA Perkotaan

Model	RMSE	MAE	MAPE
ARIMA(2,2,5)	1.246582	0.923255	12.95332
ARIMA(0,2,5)	2.319173	1.831840	25.16329

Tabel 10. Perbandingan Error Model ARIMA Pedesaan

Model	RMSE	MAE	MAPE
ARIMA(1,2,1)	0.392650	0.311529	2.255216
ARIMA(0,2,1)	1.904272	1.671111	12.47963
ARIMA(1,2,0)	0.574083	0.469415	3.505666

Tabel 11. Model ARIMA Terbaik

Perkotaan	ARIMA (2,2,5)
Pedesaan	ARIMA (1,2,1)
Nasional	ARIMA (0,2,5)

Tabel 12. Hasil Peramalan

	Perkotaan	Pedesaan	Nasional
Maret 2021	9.731618	12.86529	14.68985
September 2021	10.00904	12.90742	15.06510

Maret 2022	10.30984	12.96710	15.46560
September 2022	10.63402	13.04433	15.89138
Maret 2022	10.98156	13.13910	16.34241
September 2023	11.35246	13.25141	16.81871
Maret 2024	11.74672	12.38128	17.32027
September 2024	12.16436	13.52868	17.84709

Hasil Peramalan

Berdasarkan pengujian terhadap masing-masing data maka diperoleh model ARIMA terbaik dapat lihat pada Tabel 11. Setelah menemukan model ARIMA terbaik dari pengujian, tahap selanjutnya proses peramalan. Tabel 12 merupakan hasil peramalan dari pengujian data kemiskinan di Indonesia berdasarkan wilayah Perkotaan, Pedesaan dan secara Nasional. Pada Tabel 12. diperoleh hasil peramalan yang dilakukan terhadap data kemiskinan dengan pemodelan ARIMA. Peramalan dilakukan untuk periode Maret 2021 hingga September 2024. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan dalam penelitian ini dapat dikatakan bahwa hasil pengujian dengan model ARIMA terhadap data kemiskinan di Indonesia termasuk kategori pengujian yang baik. Hal ini dibuktikan terhadap nilai akurasi maupun perhitungan *error* dengan menggunakan parameter *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) menghasilkan nilai yang akurat dan persentase *error* rendah. Keunggulan dari penelitian ini dibanding penelitian terdahulu yaitu terdapat pada tahap pengujian akurasi dan nilai *error* dimana pada penelitian ini dilakukan pengujian dengan 3 parameter yaitu MAE untuk menguji tingkat keakuratan model [13], MAPE untuk menguji persentase

kesalahan dalam penelitian [14] dan RMSE untuk mengukur tingkat kesalahan dari perbandingan hasil prediksi yang dilakukan [15], sementara pada penelitian lain hanya menggunakan 1 parameter saja. Oleh karena itu penelitian yang dilakukan untuk meramalkan angka kemiskinan di Indonesia dengan model ARIMA sangat baik namun perlu juga dilakukan dengan metode lainnya untuk mengetahui nilai akurasi dan persentase yang berbeda.

KESIMPULAN DAN SARAN

Disimpulkan bahwa peramalan dengan model ARIMA terhadap data kemiskinan wilayah perkotaan, model ARIMA yang digunakan adalah model ARIMA(2,2,5). Model ini memiliki nilai akurasi dan *error* lebih baik dari pada model ARIMA lainnya dengan nilai RMSE sebesar 1.246582, nilai MAE sebesar 0.923255 dan nilai MAPE sebesar 12%, untuk data kemiskinan wilayah pedesaan menggunakan model ARIMA(1,2,1) karena memiliki nilai akurasi dan *error* lebih baik dari pada model ARIMA lainnya dengan nilai RMSE sebesar 0.392650, nilai MAE sebesar 0.311529 dan nilai MAPE sebesar 2% dan data kemiskinan secara Nasional hanya diperoleh 1 model ARIMA yaitu model ARIMA(0,2,5) dengan nilai akurasi dan *error* berdasarkan parameter RMSE sebesar

2.533166, MAE sebesar 2.090505 dan MAPE sebesar 20%.

Beberapa saran yang dapat diberikan agar penelitian berikutnya menjadi lebih baik antara lain.

1. Penggunaan *dataset* disarankan lebih banyak daripada yang digunakan pada penelitian saat ini. Karena semakin banyak *dataset* yang digunakan, semakin besar pula nilai akurasi yang dihasilkan
2. Metode peramalan bisa menggunakan selain dari ARIMA, hal ini diharapkan dengan metode yang lain bisa menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dalam peramalan tingkat kemiskinan di Indonesia
3. Metode untuk menguji parameter kesalahan juga bisa menggunakan selain dari 3 metode yang digunakan pada penelitian saat ini, harapannya yaitu bisa menghasilkan nilai *error* yang lebih baik dari metode yang digunakan sebelumnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. P. Statistik, Data dan Informasi Kemiskinan Kabupaten dan Kota Tahun 2019, Jakarta: CV Nario Sari, 2020.
- [2] B. P. Statistik, "bps.go.id," Persentase Penduduk Miskin Menurut Wilayah (Persen), 1996-2020, 2021. [Online]. Available: [https://www.bps.go.id/indicator/23/184/1/persentase-penduduk-miskin-](https://www.bps.go.id/indicator/23/184/1/persentase-penduduk-miskin-menurut-wilayah.html)
- [3] Heizer, B. and Render, B., Operations Management, Jakarta: Salemba Empat, 2011.
- [4] M. Ekananda, Analisis Data Time Series Untuk Penelitian Ekonomi, Manajemen dan Akuntansi, Bogor: Mitra Wacana, 2014.
- [5] N. Bakar, and S. Rosbi, "Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model for Forecasting Cryptocurrency Exchange Rate in High Volatility Environment: A New Insight of Bitcoin Transaction," International Journal of Advanced Engineering Research and Science (IJAERS), vol. 4, no. 1, 2017.
- [6] P. Herman, B. Yuniarta, and H. Rahmawati, "Prediksi Jumlah Penduduk Miskin Kalimantan Timur Menggunakan Single dan Double Exponential Smoothing," Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer, vol. 15, no. 1, pp. 47-51, 2020.
- [7] S. Desi, "Forecasting of Poverty Data Using Seasonal ARIMA Modeling in West Java Province," JTAM (Jurnal Teori dan Aplikasi Matematika), vol. 4, no. 1, pp. 76-86, 2020.
- [8] A. Aulia, S. Eka, J. Miftahul, L.K. Pathullaili, and S. Ahmad, "ARDL Method: Forecasting Data Kemiskinan di NTB," JTAM (Jurnal Teori dan

- Aplikasi Matematika), vol. 3, no. 1, pp. 52-57, 2019.
- [9] P. Jana, "Aplikasi Triple Exponential Smoothing untuk Forecasting Jumlah Penduduk Miskin," *Jurnal Derivat*, vol. 3, no. 2, pp. 75-81, 2016.
- [10] B. P. Statistik, "bps.go.id," ARIMA, 2021. [Online]. Available: https://daps.bps.go.id/file_artikel/77/arima.pdf. [Accessed 18 Maret 2021].
- [11] F. Hutapea, "Analisis Strategi Diferensiasi Untuk Meningkatkan Keunggulan Bersaing Pada Produk Flexy Classy di PT.Telkom Representative Office Medan Area Commerce I Sumatera," Universitas Sumatera Utara, Medan, 2012.
- [12] Q. Stack, "qastack.id," Istilah cut-off dan tail off tentang ACF, fungsi PACF, 2021. [Online]. Available: <https://qastack.id/stats/241914/terms-cut-off-and-tail-off-about-acf-pacf-functions>. [Accessed 21 May 2021].
- [13] A. Suryanto, and A. Muqtadir, "Penerapan Metode Mean Absolute Error (MAE) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi," *SAINTEKBU*, vol. 11, pp. 78-83, 2019.
- [14] Khoiri, "Khoiri.com," Cara Menghitung Mean Absolute Percentage Error, 2020. [Online]. Available: <https://www.khoiri.com/2020/12/pengertian-dan-cara-menghitung-mean-absolute-percentage-error-mape.html>. [Accessed 21 May 2021].
- [15] S.W. Hasniah, and Y. Desi, "Penerapan Metode ARIMA Ensemble pada Peramalan (Studi Kasus : Inflasi di Indonesia)," *Jurnal Eksponensial*, vol. 7, no. 1, 2016.