

PERAMALAN TINGKAT PENGANGGURAN DI INDONESIA MENGUNAKAN METODE *TIME SERIES* DENGAN MODEL ARIMA DAN HOLT-WINTERS

¹Agus Sulaiman, ²Asep Juarna

^{1,2}Fakultas Ilmu Komputer Universitas Gunadarma,

Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat

¹sulaiman.agus12@gmail.com, ²ajuarna@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak

Beberapa penyebab terjadinya pengangguran di Indonesia ialah, tingkat urbanisasi, tingkat industrialisasi, proporsi angkatan kerja SLTA dan upah minimum provinsi. Faktor-faktor tersebut turut serta mempengaruhi persentase data terkait tingkat pengangguran menjadi sedikit fluktuatif. Berdasarkan pergerakan persentase data tersebut, diperlukan sebuah prediksi untuk mengetahui persentase tingkat pengangguran di masa depan dengan menggunakan konsep peramalan. Pada penelitian ini, peneliti melakukan analisis peramalan *time series* menggunakan metode Box-Jenkins dengan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan metode Exponential Smoothing dengan model Holt-Winters. Pada penelitian ini, peramalan dilakukan dengan menggunakan dataset tingkat pengangguran dari tahun 2005 hingga 2019 per 6 bulan antara Februari hingga Agustus. Peneliti akan melihat evaluasi Range Mean Square Error (RMSE) dan Mean Square Error (MSE) terkecil dari setiap model *time series*. Berdasarkan hasil penelitian, ARIMA(0,1,12) menjadi model yang terbaik untuk metode Box-Jenkins sedangkan Holt-Winters dengan $\alpha(\text{mean}) = 0.3$ dan $\beta(\text{trend}) = 0.4$ menjadi yang terbaik pada metode Exponential Smoothing. Pemilihan model terbaik dilanjutkan dengan perbandingan nilai akurasi RMSE dan MSE. Pada model ARIMA(0,1,12) nilai RMSE = 1.01 dan MSE = 1.0201, sedangkan model Holt-Winters menghasilkan nilai RMSE = 0.45 dan MSE = 0.2025. Berdasarkan data tersebut terpilih model Holt-Winters sebagai model terbaik untuk peramalan data tingkat pengangguran di Indonesia.

Kata Kunci: ARIMA, Holt-Winters, Pengangguran, Peramalan, Time Series

Abstract

The causes of unemployment in Indonesia are urbanization, industrialization, high school graduate workers, and the minimum wage of province. These causes influenced unemployment rate to fluctuate slightly. Therefore, a forecast is needed to determine percentage of unemployment using the forecasting concept. In this study, the researcher analysed *time series* forecasting using the Box-Jenkins method with the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model and the Exponential Smoothing method with the Holt-Winters model. The forecasting was done using dataset of unemployment rate from 2005 to 2019, every 6 months between February and August. Furthermore, the researcher evaluates smallest value of Range Mean Square Error (RMSE) and Mean Square Error (MSE) for each *time series* model. As results, ARIMA (0,1,12) is best model for the Box-Jenkins, meanwhile best of Holt-Winters with $\alpha(\text{mean}) = 0.3$ and $\beta(\text{trend}) = 0.4$ is the Exponential Smoothing method. The best model selection is followed by a comparison of RMSE and MSE accuracy values. For ARIMA (0,1,12), the RMSE value = 1.01 and MSE = 1.0201, whereas the Holt-Winters resulting the RMSE value = 0.45 and MSE = 0.2025. Based on these data, the Holt-Winters was selected as the best model for forecasting unemployment rate in Indonesia.

Keywords: ARIMA, Forecasting, Holt-Winters, Time Series, Unemployment

PENDAHULUAN

Definisi pengangguran menurut *International Conference of Labour Statisticians* (ICLS) adalah orang-orang yang tidak memiliki pekerjaan, yang akhir-akhir ini mencari pekerjaan, dan pada saat ini bisa bekerja. Beberapa penyebab terjadinya pengangguran di Indonesia [1] yaitu, tingkat urbanisasi, tingkat industrialisasi, proporsi angkatan kerja SLTA, upah minimum provinsi dan persentase perubahan pemakaian tenaga kerja sebagai akibat perubahan harga input tenaga kerja/upah, serta output yang akan diproduksi (elastisitas lapangan kerja). Berdasarkan pergerakan persentase data [2], suatu prediksi dapat dibuat untuk mengetahui persentase tingkat pengangguran di masa depan dengan menggunakan konsep peramalan (*forecasting*).

Peramalan deret waktu (*time series*) merupakan metode yang dapat digunakan untuk menghasilkan suatu prediksi informasi di masa yang akan datang berdasarkan riwayat data pada masa sebelumnya. Hasil dari peramalan *time series* ini berguna bagi pihak yang terkait dengan informasi tersebut. Pada penelitian ini, peneliti melakukan analisis peramalan *time series* menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan Holt-Winters. Pemilihan kedua model ini didasarkan pada kelebihan masing-masing model, kelebihan dari metode *exponential smoothing Holt-Winters* adalah metode ini sangat baik

meramalkan pola data yang berpengaruh musiman dengan unsur *trend* yang timbul secara bersamaan, metode yang sederhana dan mudah dimasukkan ke dalam praktek dan kompetitif terhadap model peramalan yang lebih rumit. Sedangkan kelebihan ARIMA adalah memiliki sifat fleksibel (mengikuti pola data), tingkat akurasi peramalan cukup tinggi dan cocok digunakan untuk memprediksi dengan cepat, sederhana, akurat dan murah [3]

Beberapa penelitian terdahulu terkait dengan model ARIMA dan Holt-Winters dapat digunakan untuk memprediksi tingkat pengangguran. Penelitian yang dilakukan [4] bertujuan untuk menemukan model yang paling sesuai dalam meramalkan tingkat pengangguran di Sulawesi Selatan dengan menggunakan model ARIMA. Parameter estimasi yang digunakan pada model ARIMA ialah *Sum Squared Residual* dan *Mean Square Error* (MSE). Hasil penelitian menyimpulkan bahwa model (ARIMA)(1,2,1) memiliki nilai MSE terkecil sebesar 2.0474. Penelitian [5] mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran di Malaysia. Peneliti melakukan perbandingan ARIMA dengan Holt-Winters dengan hasil model ARIMA (2,1,2) lebih unggul dibanding model Holt-Winters, hal ini terlihat dari perbandingan MSE antar kedua model yaitu ARIMA (2,1,2) bernilai 0.2623 dan Holt-Winters bernilai 0.3344.

Penelitian [6] menggunakan model SARIMA untuk meramalkan tingkat

pengangguran di USA. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa penggabungan model SARIMA (1,1,2) (1,1,1) - GARCH (1,1) dengan estimasi model menggunakan metode optimasi non-linier *Maximum Likelihood*, serta penggunaan algoritma optimasi numerik BFGS memiliki kekuatan prediksi terbaik. Penelitian [7] ini melakukan prediksi terhadap jumlah harian kasus covid-19 yang terkonfirmasi di Sudan dengan menggunakan model ARIMA dan model Holt-Winters. Pada penelitian ini diterapkan tes *Ljung-Box* untuk mengecek *residual* data yang ada. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa model ARIMA (2,1,2) direkomendasikan dalam peramalan jumlah kasus harian covid-19 di Sudan dibandingkan dengan model Holt-Winters.

Penelitian [8] melakukan peramalan tingkat pengangguran terhadap negara-negara Eropa terpilih. Dataset diambil dari database Eurostat untuk 5 negara, yaitu Kroasia, Yunani, Italia, Portugal dan Spanyol. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa model yang optimal untuk meramalkan tingkat pengangguran di Yunani adalah metode Holt-Winters *additive*, untuk kasus Spanyol model yang optimal menurut *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah *double exponential smoothing*. Selanjutnya untuk Kroasia dan Italia model peramalan terbaik untuk tingkat pengangguran adalah model Holt-Winters *multiplicative*. Terakhir, model peramalan tingkat pengangguran yang cocok untuk negara Portugal adalah *double*

exponential smoothing. Pada penelitian [9] dilakukan prediksi terhadap curah hujan di provinsi Nakhon Ratchasima, Thailand dengan menggunakan model ARIMA dan model Holt-Winters, parameter estimasi yang digunakan pada model ARIMA ialah *Sum Squared Residual*. Model ARIMA (1,0,1)(1,0,1)₁₂ lebih unggul dibanding model Holt-Winters, hal ini terlihat dari perbandingan *Mean Square Error* (MSE), MAE dan MAPE antar kedua model yaitu ARIMA (1,0,1)(1,0,1)₁₂ memiliki MSE = 775427.300, MAE = 616.918 dan MAPE = 3,23622% sedangkan untuk model Holt-Winters memiliki MSE = 1694700.000, MAE = 943.19 dan MAPE = 11,95938%.

Penelitian [10] bertujuan untuk menganalisis perbandingan peramalan antara model ARIMA dan Holt-Winters terhadap aliran masuk waduk yang ada pada waduk Krishnagiri di negara bagian Tamilnadu, India. Parameter estimasi yang digunakan model ARIMA ialah metode *maximum likelihood estimation* yang diikuti dengan pemeriksaan diagnostik dari perkiraan nilai model. Peneliti menganggap model ARIMA memiliki beberapa keterbatasan dalam memodelkan data, oleh karena itu difokuskan evaluasi akurasi model Holt-Winters antara model *multiplicative seasonal* dan model *additive seasonal*. Berdasarkan hasil evaluasi akurasi didapatkan model *additive seasonal* sebagai yang terbaik dengan nilai *Mean* = 3.002852, *R-Squared* = 0.965939, *Mean (Error)* = 0.005832289 dan *Mean (Percent*

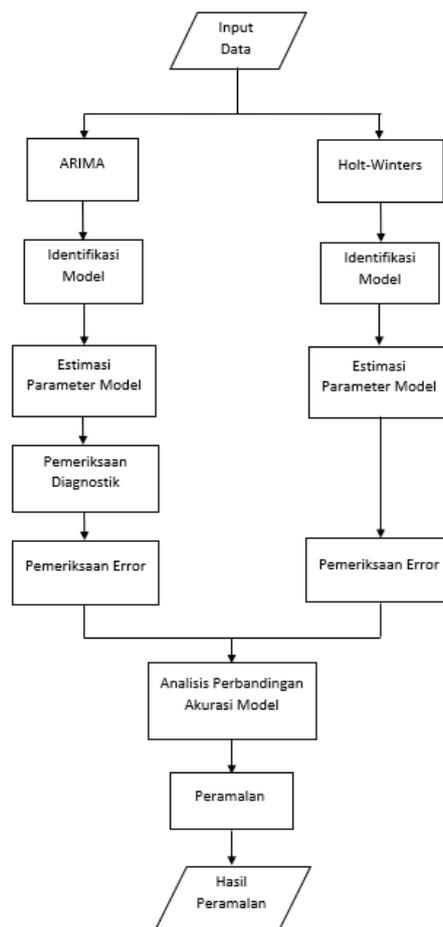
Error) = 0.1953426. Penelitian yang dilakukan [11] bertujuan untuk memprediksi kasus positif di beberapa negara terdampak penyebaran COVID-19. Penelitian dilakukan dengan menggunakan metode *time series* dengan beberapa model: ARIMA, *Holt-Winters Additive Models* (HWAAS), *TBAT*, Facebook's Prophet, Deep AR dan N-Beats dengan parameter *Root Mean Squarred Error* (RMSE). Hasil penelitian ini menyimpulkan bahwa model ARIMA dan *TBAT* memiliki nilai peringkat statistik RMSE 1.70000 dan 2.90000 lebih kecil dibandingkan model Prophet, Deep AR dan N-Beats. Penelitian [12] dilakukan untuk memprediksi konsentrasi polusi udara harian di Surabaya. Peramalan dilakukan dengan menggunakan model ARIMA dan Holt-Winters untuk menemukan mana model yang terbaik. Model Holt-Winters direkomendasikan untuk prediksi konsentrasi CO berdasarkan kriteria kecocokan model untuk tiga percobaan yang berbeda dengan berbagai jumlah data yang hilang, yaitu *Mean Error* (ME) (0.039; -0.878; -1106), *Root Mean Square Error* (RMSE) (0,315; 0,985; 1,175), koefisien determinasi (R^2) (0,516; 0,612; 0,785) dan korelasi (0,719; 0,782; 0,886). Penelitian [13] dilakukan untuk mengidentifikasi beberapa variabel prediksi seperti permintaan pembangkitan angin, suhu dan kecepatan

angin yang dapat mempengaruhi harga listrik per jam. Penelitian dilakukan dengan menggabungkan model regresi dengan Holt-Winters dan ARIMA. Parameter evaluasi yang digunakan adalah MAPE terkecil. Penelitian ini menyimpulkan bahwa kombinasi antara ARIMA dan Holt-Winters mengungguli metode lainnya dengan akurasi peramalan sebesar 70%.

Berdasarkan permasalahan yang ada, maka penelitian ini akan melakukan peramalan deret waktu (*time series*) dengan model ARIMA dan Holt-Winters untuk memprediksi tingkat pengangguran di Indonesia dengan menggunakan *dataset* tingkat pengangguran dari tahun 2005 hingga 2019 per 6 bulan antara Februari hingga Agustus. Berdasarkan hasil dari analisis kedua model tersebut, akan dilakukan evaluasi *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Square Error* (MSE) terkecil dari setiap model *time series* untuk memilih model terbaik yang dapat digunakan dalam peramalan tingkat pengangguran di Indonesia pada 2 tahun ke depan.

METODE PENELITIAN

Secara garis besar, metode pada penelitian ini terdiri atas beberapa tahapan proses seperti dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

Tabel 1. Sampel Data 6 Bulanan Tingkat Pengangguran di Indonesia

Bulan	Persentase
Februari 2005	10.26
Agustus 2005	11.24
Februari 2006	10.45
Agustus 2006	10.28
Februari 2007	9.75
Agustus 2007	9.11
Februari 2008	8.46
Agustus 2008	8.39

[Sumber: BPS, 2020]

Input Data

Pada tahapan ini, data yang digunakan adalah data publik tingkat pengangguran di Indonesia bersumber dari situs Badan Pusat Statistik (BPS) [2] dari tahun 1986 hingga tahun 2019. *Dataset* ini memiliki nilai dalam

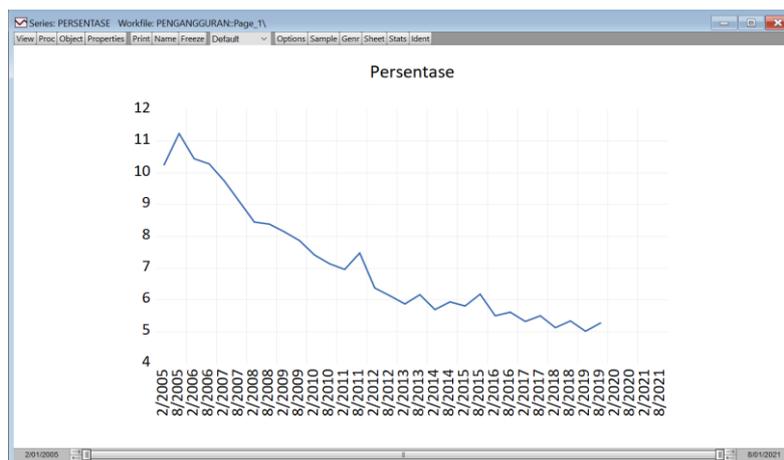
bentuk persentase yang diambil berdasarkan provinsi yang ada di Indonesia. Data diambil secara tahunan dari tahun 1986 hingga tahun 2004, sisanya yaitu mulai dari tahun 2005 hingga tahun 2019 yang diambil secara 6 bulanan (semester) setiap bulan Februari dan

Agustus. Pada penelitian ini, data yang digunakan hanya data dari tahun 2005 hingga tahun 2019 agar keseragaman data dapat tercapai. Berikut contoh sampel data 6 bulanan tingkat pengangguran di Indonesia yang dapat dilihat pada Tabel 1.

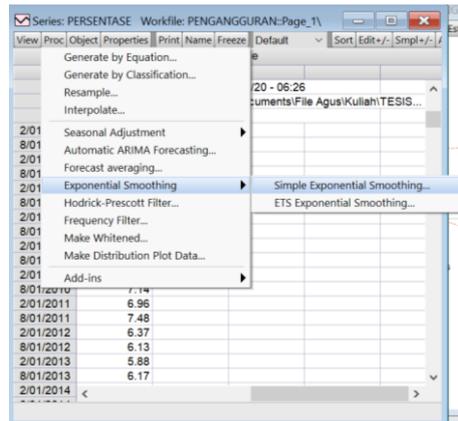
Identifikasi Model

Pada model ARIMA, tahapan ini dilakukan untuk mendapatkan data yang stasioner dan menghasilkan model terbaik dengan menggunakan *autocorrelation function* (ACF), *partial autocorrelation function* (PACF) dan transformasi (*differencing* dan *logging*). Data deret untuk peramalan menggunakan metode ARIMA harus stasioner terhadap rata-rata dan varian. Gambar 2 merupakan data persentase tingkat pengangguran di Indonesia. Pembentukan model pada ARIMA membutuhkan kondisi

stasioneritas data yang harus dipenuhi [14]. Pada penelitian ini, uji *stasioneritas* menggunakan *Unit Root Tests* dengan tipe pengujian *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Parameter yang digunakan pada pengujian ADF adalah *Schwarz Info Criterion* (SIC) dengan nilai probabilitas (*p-value*) lebih kecil dari 0.05 dan nilai statistik (*t-statistic*) lebih kecil dari nilai kritis pengujian (*t-critical values*) 1%-10%. Pengujian terdiri dari 3 pilihan diferensiasi dimulai dari level 0 (Level), level 1 (*1st difference*) dan level 2 (*2nd difference*). Pengecekan dimulai dari level paling awal, yaitu level 0 (Level). Apabila data dianggap sudah *stasioner* maka proses *diferensiasi* dapat dihentikan pada level yang sedang diuji. Pada Holt-Winters, proses identifikasi model dilakukan pada aplikasi EViews menggunakan Menu *Simple Exponential Smoothing* seperti Gambar 3.



Gambar 2. Data Persentase Tingkat Pengangguran



Gambar 3. Menu Simple Exponential Smoothing

Tabel 2. Estimasi Nilai Parameter Alpha dan Beta Data Tingkat Pengangguran

Peramalan	α	β
P1	0.1	0.2
P2	0.2	0.3
P3	0.3	0.4
P4	0.6	0.7
P5	0.7	0.8
P6	0.8	0.9
P7	0.9	0.9

Metode yang digunakan adalah *Holt-Winters Exponential Smoothing - no seasonal* dengan konfigurasi dua parameter yaitu *alpha* dan *beta* seperti pada Gambar 3. Peneliti dapat mengubah nilai parameter Alpha (mean) dan Beta (trend) untuk mendapatkan nilai terbaik dalam proses peramalan data tingkat pengangguran.

Estimasi Parameter Model

Estimasi model ARIMA yang telah dihasilkan dapat dilakukan perbandingan dengan beberapa parameter yaitu *Akaike's Information Criterion (AIC)* dan *Schwartz's Bayesian Criterion (SBC)*, *Sum Squared Residual* dan *Adjusted R-Squared*. Penentuan estimasi model terbaik dilihat dari nilai

Adjusted R-squared yang besar serta nilai *S.E. of regression*, *Akaike Info Criterion* dan *Schwarz Criterion* yang kecil. Pada model Holt-Winters peneliti menggunakan estimasi beberapa nilai konstanta *alpha* dan *beta* pada setiap objek penelitian seperti pada Tabel 2 menampilkan estimasi nilai parameter *alpha* dan *beta* untuk data tingkat pengangguran dengan 7 kali peramalan dimana P1 adalah estimasi ke-1, P2 adalah estimasi ke-2, P3 adalah estimasi ke-3, P4 adalah estimasi ke-4, P5 adalah estimasi ke-5, P6 adalah estimasi ke-6, P7 adalah estimasi ke-7.

Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik hanya dilakukan pada model ARIMA, tahapan ini

untuk menganalisis nilai probabilitas untuk setiap estimasi model. Tahap ini dilakukan untuk memastikan apakah model yang digunakan sudah baik dengan melihat *residual*. Analisis *residual* dapat dianggap baik jika memiliki *white noise* dengan melihat nilai probabilitas pada ACF dan PACF yang tidak signifikan ($p\text{-value} > \alpha 0.05$).

Peramalan dan Pemeriksaan Error

Pada model ARIMA, peramalan dan pemeriksaan error merupakan tahapan untuk menganalisis nilai error terkecil dari setiap parameter evaluasi akurasi. Parameter yang digunakan untuk menentukan model ARIMA terbaik dalam penelitian ini adalah nilai *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Square Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan nilai terkecil. Setelah mendapatkan nilai *correlogram residual* data persentase pengangguran pada tahap sebelumnya, proses selanjutnya adalah melakukan *forecasting* dan memeriksa error dari model ARIMA.

Pada model Holt-Winters, peneliti mengimplementasikan metode pada tahap identifikasi model dengan melakukan pemeriksaan error berdasarkan nilai *Sum of Square Residuals* dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) terkecil.

Analisis Perbandingan Evaluasi Akurasi

Tahap analisis ini, dilakukan perbandingan serta evaluasi akurasi dari kedua model. Model pilihan terbaik untuk setiap

metode nantinya akan dibandingkan satu sama lain, dengan pertimbangan nilai akurasi RMSE dan MSE terkecil antara kedua model. *Root Mean Square* RMSE merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE maka hasil prediksi akan semakin akurat. Sedangkan MSE merupakan nilai kuadrat dari RMSE.

HASIL DAN PEMBAHASAN

ARIMA

Identifikasi Model

Pada proses identifikasi model ARIMA membutuhkan data deret yang *stasioner*, yaitu data konstan terhadap rata-rata dan varian serta tidak memiliki tren. Dilakukan proses *diferensiasi* atau dalam ARIMA dilambangkan dengan d dengan uji ADF untuk mencapai data yang *stasioner*. Proses *diferensiasi* dilakukan mulai dari level 0 hingga level 1, berikut hasil pengujian tersebut.

Berdasarkan Gambar 4 (a) dapat dilihat bahwa proses *diferensiasi* level 0 dilambangkan dengan $d = 0$, menghasilkan $p\text{-value } 0.7962 > 0.05$ dan $t\text{-statistic } 5\% - 1.519849 > -3.595026$ yang berarti data belum *stasioner*. Pada Gambar 4 (b) dilakukan proses *diferensiasi* level 1 ($d = 1$) dengan menghasilkan $p\text{-value } 0.0030 < 0.05$ dan $t\text{-statistic } 5\% - 4.887989 > -3.595026$ yang berarti data sudah *stasioner*. Tahapan selanjutnya pada identifikasi model adalah

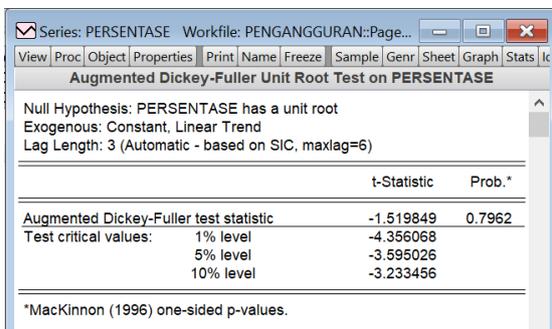
pengujian ACF dan PACF dengan melihat lag yang melewati *flag*.

Pengujian ACF dan PACF dilakukan melalui *correlogram* dengan *diferensiasi* data deret yang sudah *stasioner* yaitu diferensiasi level 1 seperti terlihat pada Gambar 5.

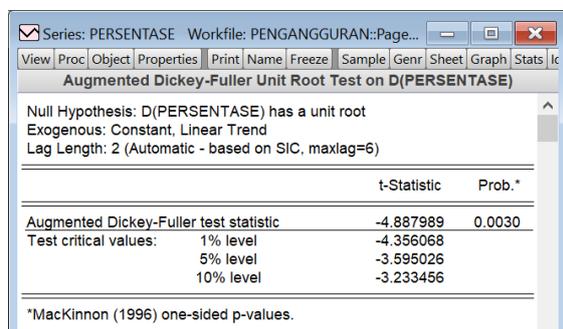
Pada Gambar 5. terlihat bahwa ACF mengalami signifikan di lag-12 setelahnya mengalami *cut off* sedangkan PACF

mengalami *cut off* dari awal hingga akhir lag.

Berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut, peneliti melakukan pendugaan model ARIMA dengan nilai MA(12). Oleh karena itu, terdapat 3 model yang sesuai untuk data tingkat pengangguran yaitu ARIMA(0,1,12), ARIMA(1,1,12) dan ARIMA(1,1,0).

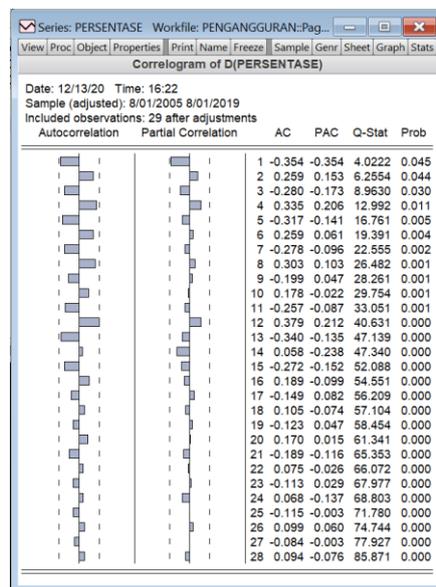


(a)



(b)

Gambar 4. Hasil Uji Stasioneritas (a) Diferensiasi Level 0 (b) Diferensiasi Level 1

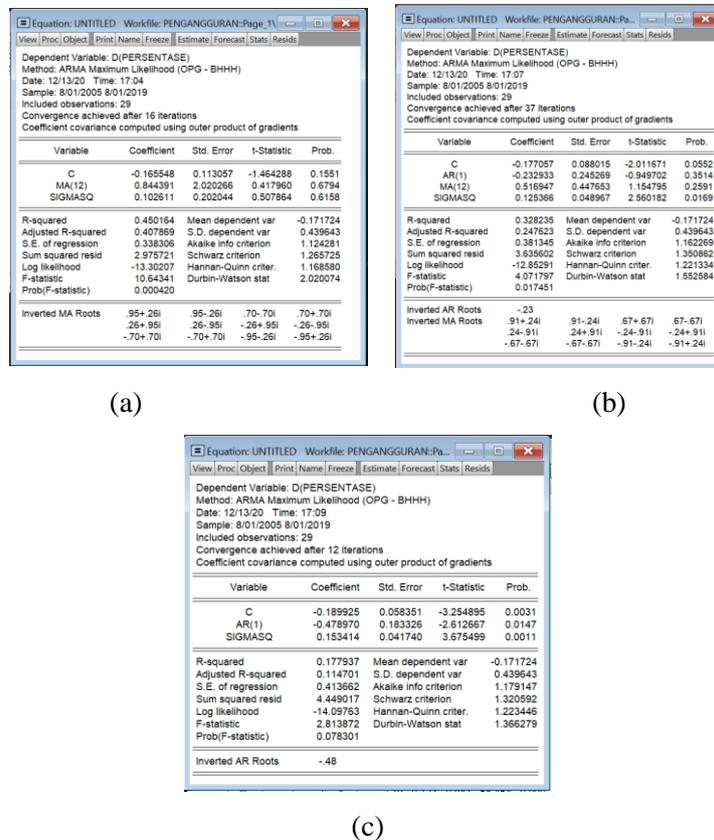


Gambar 5. Hasil Correlogram Tingkat Pengangguran

Estimasi Parameter Model

Tahapan ini menguji ketiga model dugaan yaitu ARIMA(0,1,12), ARIMA(1,1,12) dan ARIMA(1,1,0). Hasil dari pengujian ketiga model dugaan dapat terlihat pada Gambar 6. Hasil parameter uji dari setiap estimasi model ARIMA dapat dilihat pada Tabel 3. Tabel 3 menunjukkan 4 jenis nilai parameter yang dihasilkan dari setiap estimasi model ARIMA data tingkat

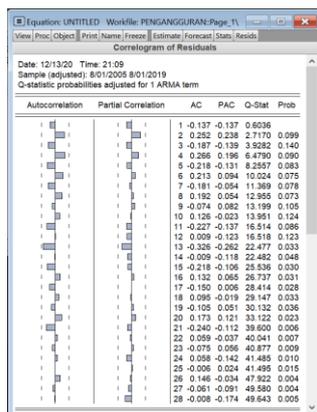
pengangguran. Pada penelitian ini nilai bagus dari parameter *Adjusted R-squared* adalah yang bernilai besar, sedangkan untuk tiga parameter lainnya yaitu, *S.E. of regression*, *Akaike Info Criterion* dan *Schwarz Criterion* nilai paling bagus adalah yang terkecil. Berdasarkan ketentuan tersebut, model ARIMA(0,1,12) dapat digunakan pada proses selanjutnya yaitu, pemeriksaan diagnostik untuk mendapatkan model ARIMA terbaik.



Gambar 6. Estimasi Model (a) ARIMA(0,1,12) (b) ARIMA(1,1,12) (c) ARIMA(1,1,0)

Tabel 3. Hasil Parameter Uji Estimasi ARIMA Data Tingkat Pengangguran

Estimasi Model	Adjusted R-squared	S.E. of regression	Akaike Info Criterion	Schwarz Criterion
ARIMA(0,1,12)	0.407869	0.338306	1.124281	1.265725
ARIMA(1,1,12)	0.247623	0.381345	1.162269	1.350862
ARIMA(1,1,0)	0.114701	0.413662	1.179147	1.320592



Gambar 7. Hasil Correlogram Residual ARIMA(0,1,12)

Pemeriksaan Diagnostik

Tahap ini memastikan 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 ($p\text{-value} > \alpha 0.05$). Pada Gambar 7 tidak ada *lag* yang signifikan pada *correlogram residual* ARIMA(0,1,12). Hal ini menunjukkan tidak ada korelasi antar *residual* dan tidak ada pola yang ditampilkan, artinya ARIMA(0,1,12) sudah *white noise* dan terdistribusi dengan baik.

Pemeriksaan Error

Tahap pemeriksaan *error* model ARIMA pada penelitian ini menggunakan beberapa parameter evaluasi akurasi, yaitu RMSE, MSE, MAE dan MAPE.

MAE merupakan hasil nilai absolut dari selisih antara nilai output model dengan data sebenarnya, sedangkan MAPE merupakan persentase kesalahan mutlak rata-rata dari peramalan.

Holt-Winters

Identifikasi Model

Berdasarkan *dataset* tingkat pengangguran yang menunjukkan perubahan yang ada di *mean* (α) serta *trend* non-musiman (β) maka metode yang digunakan adalah metode *holt-winter - no seasonal exponential smoothing*.

Estimasi Parameter Model

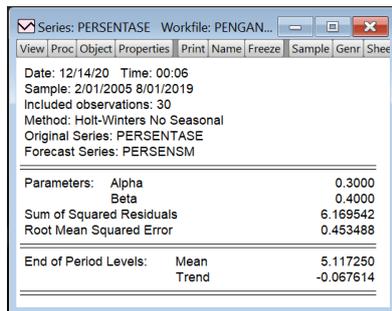
Pengujian estimasi parameter model dilakukan dengan memasukkan kemungkinan angka acak pada kolom α dan β , dengan ketentuan kedua kolom harus dimasukkan angka lebih dari 0 atau kurang dari 1. Pada Gambar 8 memperlihatkan 3 model terbaik dengan RMSE terkecil. Persentase(0.3, 0.4) dengan nilai $\alpha = 0.3$ dan $\beta = 0.4$ menghasilkan RMSE = 0.453488, persentase(0.6, 0.7) dengan nilai $\alpha = 0.6$ dan $\beta = 0.7$ menghasilkan RMSE = 0.457319, persentase(0.7, 0.8) dengan nilai $\alpha = 0.7$ dan $\beta = 0.8$ menghasilkan RMSE = 0.481217. Hasil beberapa estimasi ditunjukkan pada Tabel 4 menggunakan metode *holt-winter -*

no seasonal exponential smoothing untuk menentukan model Holt-Winters yang terbaik.

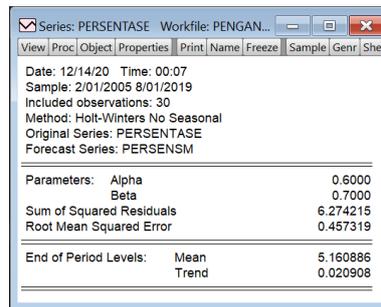
Pemeriksaan Error

Berdasarkan hasil RMSE yang sudah dilakukan pada tahap estimasi parameter model dapat disimpulkan bahwa model

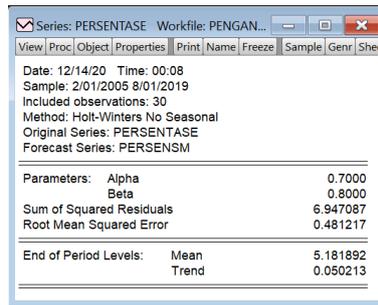
persentase(0.3, 0.4) merupakan model terbaik untuk menjadi model Holt-Winters dengan RMSE = 0.45 dan MSE = 0.2025. Model Holt-Winters ini yang akan dibandingkan dengan model ARIMA yang sebelumnya sudah diuji. Hasil dari pemeriksaan error ditunjukkan pada Tabel 4.



(a)



(b)



(c)

Gambar 8. Estimasi Model Holt-Winters (a) persentase(0.3, 0.4) (b) persentase(0.6, 0.7) (c) persentase(0.7, 0.8)

Tabel 4. Hasil Pemeriksaan Error Holt-Winters Data Tingkat Pengangguran

Peramalan	α	β	RMSE	MSE (RMSE ²)
P1	0.1	0.2	0.66	0,4356
P2	0.2	0.3	0.50	0,25
P3	0.3	0.4	0.45	0,2025
P4	0.6	0.7	0.46	0,2116
P5	0.7	0.8	0.48	0,2304
P6	0.8	0.9	0.53	0,2809
P7	0.9	0.9	0.57	0,3249

Keterangan : P1 adalah estimasi ke-1, P2 adalah estimasi ke-2, P3 adalah estimasi ke-3, P4 adalah estimasi ke-4, P5 adalah estimasi ke-5, P6 adalah estimasi ke-6, P7 adalah estimasi ke-7

Analisis Perbandingan Model

Pada proses uji model ARIMA telah didapat model ARIMA(0,1,12) dengan RMSE dan MSE terbaik diantara model ARIMA lainnya.

Pada proses uji model Holt-Winters didapatkan model $\alpha = 0.3$ dan $\beta = 0.4$ dengan nilai terbaik pada RMSE dan MSE. Tabel 5 menunjukkan nilai perbandingan RMSE dan MSE antara kedua model. Selain pada Tabel 5, hasil peramalan pada masing-masing model dapat dilihat dalam bentuk grafik yang memuat informasi tentang data aktual dan hasil peramalan untuk 2 tahun ke depan. Grafik data tingkat pengangguran aktual serta data peramalan untuk 2 tahun ke depan menggunakan model ARIMA(0,1,12) dan Holt-Winters dengan $\alpha = 0.3$ dan $\beta = 0.4$ dapat dilihat seperti pada Gambar 9.

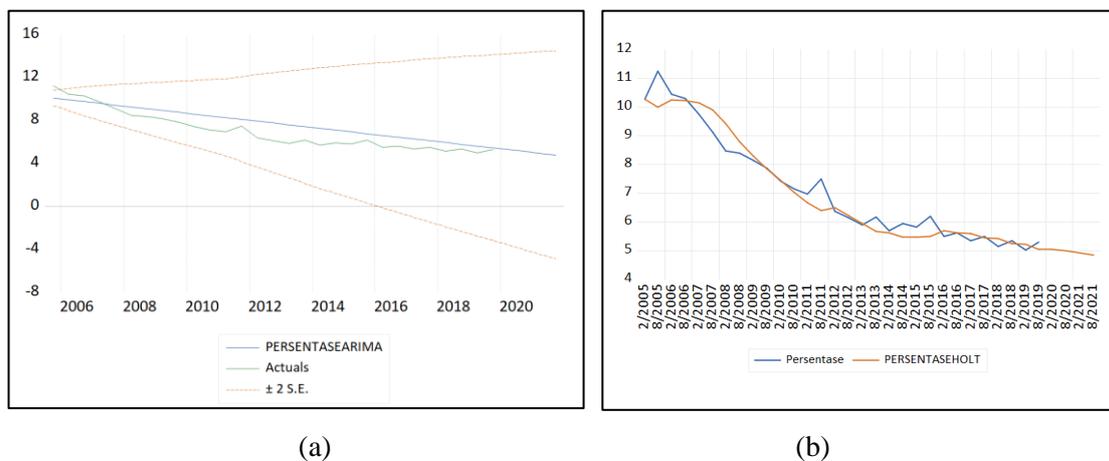
Hasil Peramalan Tingkat Pengangguran

Proses perbandingan model menemukan model Holt-Winters sebagai model terbaik dalam melakukan prediksi, hal ini dibuktikan dari nilai RMSE dan MSE yang terendah. Oleh karena itu dilakukan peramalan dengan menggunakan model Holt-Winters. Berikut hasil peramalan untuk data tingkat pengangguran di Indonesia yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Pada Tabel 6 ditunjukkan hasil peramalan data tingkat pengangguran di Indonesia menggunakan model Holt-Winters dengan $\alpha = 0.3$ dan $\beta = 0.4$. Pada record ke-1 terlihat data pada bulan Februari 2005 memiliki data aktual dan data peramalan secara persentase, untuk nilai aktual memiliki angka sebesar 10.26 dan nilai hasil peramalan sebesar 10.26.

Tabel 5. Perbandingan RMSE serta MSE Model ARIMA dan Model Holt-Winters

Model	RMSE	MSE
ARIMA(0,1,12)	1.01	1.0201
Holt-Winters	0.45	0.2025



Gambar 9. Grafik Hasil Peramalan (a) ARIMA(0,1,12) (b) Holt-Winters(0.3,0.4)

Tabel 6. Hasil Peramalan Data Tingkat Pengangguran Model Holt-Winters

Bulan	Aktual	Peramalan
2014 - Februari	5.70	5.62
2014 – Agustus	5.94	5.45
2015 - Februari	5.81	5.47
2015 – Agustus	6.18	5.48
2016 - Februari	5.50	5.69
2016 – Agustus	5.61	5.60
2017 - Februari	5.33	5.58
2017 – Agustus	5.50	5.45
2018 - Februari	5.13	5.41
2018 – Agustus	5.34	5.24
2019 - Februari	5.01	5.20
2019 – Agustus	5.28	5.05
2020 - Februari	-	5.05
2020 – Agustus	-	4.98
2021 - Februari	-	4.91
2021 – Agustus	-	4.85

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian dapat ditarik kesimpulan bahwa model Holt-Winters memiliki kesalahan yang kecil dibanding model ARIMA terhadap *dataset* tingkat pengangguran di Indonesia. Hal ini berdasarkan nilai RMSE dan MSE pada kedua model tersebut.

Beberapa saran dari peneliti diharapkan dapat membuat penelitian selanjutnya menjadi lebih baik, antara lain

1. Penggunaan sampel data (*dataset*) disarankan lebih banyak dari yang ada sekarang. Hal ini dapat mempengaruhi tingkat akurasi, karena pada *forecasting* semakin banyak *dataset* maka semakin besar tingkat akurasi yang akan dihasilkan.
2. Perbandingan metode dapat dilakukan selain dengan kedua metode pada penelitian, dengan harapan penggunaan

metode lain dapat meningkatkan efektivitas serta akurasi dalam melakukan *forecasting* data tingkat pengangguran di Indonesia.

3. Penggunaan variabel seperti jenis pekerjaan, cakupan umur dan strata pekerjaan dapat disertakan dalam peramalan pada penelitian selanjutnya.
4. Jika memungkinkan, data pengangguran dapat diambil per bulan agar hasil peramalan tingkat pengangguran di Indonesia dapat cukup representatif dan valid.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. A. R. Puspajuita, "Factors that Influence the Rate of Unemployment in Indonesia," *Int. J. Econ. Financ.*, vol. 10, no. 1, p. 140, 2017.
- [2] Badan Pusat Statistik, "Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) Menurut

- Provinsi, 1986 -2019”, Badan Pusat Statistik, 2020. [Online]. Available : <https://www.bps.go.id/dynamictable/2020/02/19/1774/tingkat-pengangguran-terbuka-tpt-menurut-provinsi-1986---2019.html>. [Accessed: Oct. 08, 2020]
- [3] I. R. Akolo, “Perbandingan Exponential Smoothing Holt-Winters Dan Arima Pada Peramalan Produksi Padi Di Provinsi Gorontalo,” *J. Technopreneur*, vol. 7, no. 1, pp. 20–26, 2019.
- [4] D. Didiharyono and M. Syukri, “Forecasting with arima model in anticipating open unemployment rates in south sulawesi,” *Int. J. Sci. Technol. Res.*, vol. 9, no. 3, pp. 3838–3841, 2020.
- [5] S. F. Ramli, M. Fidaus, H. Uzair, M. Khairi, and A. Zharif, “Prediction of the Unemployment Rate in Malaysia,” *Int. J. Mod. Trends Soc. Sci.*, vol. 1, no. 4, pp. 38–44, 2018.
- [6] N. Dritsakis and P. Klazoglou, “Forecasting Unemployment Rates in USA Using Box-Jenkins Methodology,” *Int. J. Econ. Financ. Issues*, vol. 8, no. 1, pp. 9–20, 2018.
- [7] F. Al, R. Idress, and A. Sameeh, “Prediction the daily number of confirmed cases of covid-19 in Sudan with arima and holt winter exponential smoothing PREDICTION THE DAILY NUMBER OF CONFIRMED CASES OF COVID-19 IN SUDAN WITH ARIMA,” no. August, 2020.
- [8] K. Dumi, Č. Č. Anita, and B. Žmuk, “Forecasting Unemployment Rate in Selected European Countries Using Smoothing Methods,” *Int. J. Soc. Behav. Educ. Econ. Bus. Ind. Eng.*, vol. 9, no. 4, pp. 1073–1078, 2015.
- [9] N. Sopipan, “Forecasting Rainfall in Thailand: A Case Study of Nakhon Ratchasima Province,” vol. 8, no. 11, pp. 712–716, 2014.
- [10] N. Vijayakumar, “A Comparative Analysis of Forecasting Reservoir Inflow using ARMA Model & Holt Winters Exponential Smoothing Technique,” *Int. J. Innov. Sci. Math. Educ.*, vol. 4, no. May 2016, pp. 85–90, 2017.
- [11] V. Papastefanopoulos, P. Linardatos, and S. Kotsiantis, “COVID-19: A comparison of time series methods to forecast percentage of active cases per population,” *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 11, pp. 1–15, 2020.
- [12] A. D. Syafei, N. Ramadhan, J. Hermana, A. Slamet, R. Boedisantoso, and A. F. Assomadi, “Application of exponential smoothing holt winter and ARIMA models for predicting air pollutant concentrations,” *EnvironmentAsia*, vol. 11, no. 3, pp. 251–262, 2018.
- [13] D. Bissing, M. T. Klein, R. A. Chinnathambi, D. F. Selvaraj, and P. Ranganathan, “A Hybrid Regression

Model for Day-Ahead Energy Price Forecasting,” *IEEE Access*, vol. 7, no. March, pp. 36833–36842, 2019.

[14] S. W. Gikungu, “Forecasting Inflation

Rate in Kenya Using SARIMA Model,” *Am. J. Theor. Appl. Stat.*, vol. 4, no. 1, p. 15, 2015.