

## PERBANDINGAN MODEL ARIMA MANUAL DAN AUTO DALAM MEMPREDIKSI NILAI EKSPOR MENGGUNAKAN PYTHON

Shedriko<sup>1\*</sup>, Muhammad Firdaus<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Indraprasta PGRI  
shedriko@gmail.com<sup>1</sup>, dasurichi@gmail.com<sup>2</sup>

*Submitted March 4, 2024; Revised October 29, 2024; Accepted November 6, 2024*

### Abstrak

Dalam banyak kasus, sering ditemui adanya ketidaklengkapan data, baik di situs dalam negeri maupun luar negeri. Hal tersebut cukup mengganggu para peneliti yang membutuhkan kelengkapan data yang akan digunakan bagi penelitiannya, termasuk dalam mendapatkan nilai ekspor dari situs BPS Indonesia. Untuk mengatasi masalah tersebut dapat digunakan berbagai model prediksi, termasuk ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*) yang merupakan model peramalan berdasarkan pada statistik. Dengan kelengkapan modul library pada saat ini, bahasa Python dimungkinkan untuk dapat menjalankan model tersebut. ARIMA merupakan suatu model yang dilakukan dengan cara *try and error*, sehingga kepiawaian diperlukan dalam menentukan parameter pada model ini. Permasalahan dari penelitian ini adalah membandingkan antara model manual ARIMA dengan auto-ARIMA dalam bahasa Python menggunakan library yang memang tersedia pada bahasa pemrograman ini. Tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan nilai akurasi terbaik dari penentuan parameter model manual dan auto pada ARIMA. Dari penelitian yang dilakukan, diperoleh kesimpulan bahwa model ARIMA yang dilakukan secara manual memiliki nilai MAE, MAPE dan RMSE yang lebih baik dibandingkan dengan nilai auto, yaitu 0.06 berbanding 0.3, 0.006 berbanding 0.03 dan 0.07 berbanding 0.4.

**Kata Kunci :** ARIMA, model, manual, auto, prediksi, ekspor.

### Abstract

*In many cases, incomplete data is commonly found on both domestic and international websites. This is problematic for researchers who need complete data for their research, including in obtaining export values from the BPS Indonesia website. To address this issue, various prediction models can be used, including ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) which is a forecasting model based on statistics. With the completed library module, the Python language is now capable of running this model. ARIMA is a model that relies on try and error, so expertise is needed in determining its parameters. The problem of this research is to compare the manual ARIMA model with auto-ARIMA in Python using libraries that are available in this programming language. The purpose of this research is to get the best accuracy value of determining the parameters of manual and auto models in ARIMA. From the results of the research, it is concluded that the manually implemented ARIMA model performed better in MAE, MAPE and RMSE values compared to the auto-ARIMA model, with values of 0.06 compared to 0.3, 0.006 compared to 0.03 and 0.07 compared to 0.4, respectively.*

**Keywords :** ARIMA, model, manual, auto, prediction, export.

### 1. PENDAHULUAN

Seringkali ditemukan adanya data yang tidak runut atau hilang dalam suatu modul hasil dari observasi. Hal tersebut cukup mengganggu bila suatu penelitian ilmiah memerlukan satu paket data

lengkap seperti dalam suatu runut waktu atau *time series*. Seperti misalnya deret nilai ekspor pada situs BPS (Badan Pusat Statistik) [1]. Nilai yang tersedia dalam situs pemerintah tersebut berkisar dari bulan Januari 2009 hingga Desember 2023. Namun dari bulan Januari 2015

hingga Juli 2020 (kecuali Januari 2020) terdapat kekosongan data. Data yang hilang ini dapat digantikan atau diisikan dengan suatu teknik peramalan tertentu yang memenuhi ekspektasi pihak yang membutuhkan keakuratan dari deret waktu yang hilang tersebut, dimana hal tersebut menjadi urgensi dari penelitian ini. Teknik peramalan atau prediksinya pun sangat beragam dan bervariasi dengan pendekatan berbeda-beda.

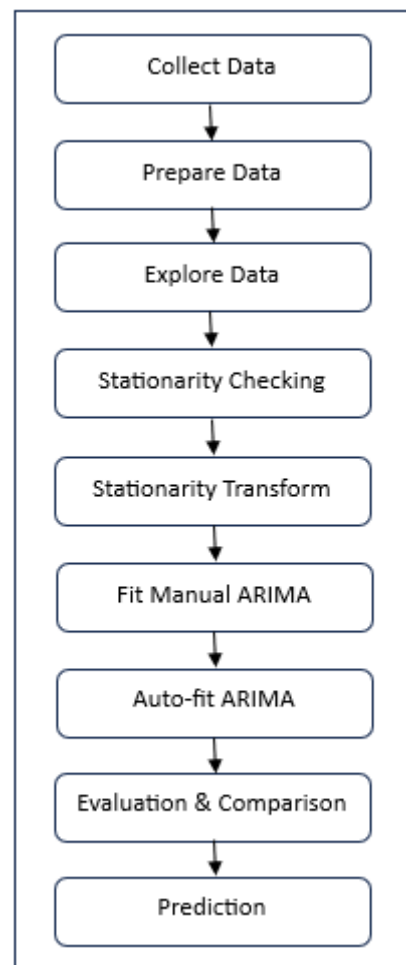
Salah satu metode peramalan dengan mempertimbangkan jeda waktu (*lag*) dari rumusan (*autoregressive*) dan kesalahan peramalan (*moving average*) adalah ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) [2][3][4][5][6]. Pemilihan metode yang melakukan pendekatan secara statistik ini bertujuan untuk melihat keakuratan data yang diprediksi, baik secara manual maupun otomatis (*auto-ARIMA*) yang syntaxnya disediakan dalam bahasa pemrograman Python. Disamping itu tujuan pemilihan metode ini juga untuk mengetahui sampai sejauh mana (kurun waktu) prediksi dapat dilakukan secara baik [7][8].

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode Kuantitatif dalam menyelesaikan keseluruhan tulisan dalam penelitian, serta menggunakan data sekunder yang terdapat pada situs BPS. Metode aplikatif [9] ini menggunakan pendekatan langsung dalam menyelesaikan masalah, dengan memanfaatkan tools Jupyter Notebook yang berbasis bahasa pemrograman Python. Beberapa library yang digunakan dalam penelitian adalah *pandas* untuk membaca data dalam CSV (*comma separated values*) [10], *numpy* untuk menghitung data log, *matplotlib* untuk menampilkan grafik, *pmdarima* untuk menghitung *auto-ARIMA*, *sklearn* untuk menghitung nilai error statistik yang akan

diperbandingkan, serta *statsmodels* untuk mengelola dan menampilkan data serta informasi statistik dan menjalankan model ARIMA [11][12].

Metodologi dalam penelitian ini menggunakan model ARIMA atau dikenal dengan teknik Box-Jenkins, dengan membandingkan antara manual ARIMA dengan *auto-ARIMA*. Alur metodologi dalam penelitian ini dapat dilihat pada gambar berikut:



Sumber: Penulis

**Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian**

**Collect Data.** Penulis mengumpulkan data nilai ekspor dalam juta US\$ dari bulan Januari 2009 hingga Desember 2023 dari situs pemerintah BPS.go.id. Dari perolehan data tersebut terdapat kekosongan data dari bulan Januari 2015 hingga Juli 2020, kecuali data bulan Januari 2020 yang

muncul pada worksheet. Dengan data yang ada, dilakukan pemilihan data dari bulan Januari 2009 hingga Desember 2014 untuk kemudian memprediksi data pada bulan-bulan berikutnya.

**Prepare Data.** Pada tahapan ini data disiapkan ke dalam beberapa file berekstensi CSV dalam beberapa bentuk kombinasi, yaitu tahun dengan *values* (nilai ekspor) dan sebuah file yang hanya terdiri dari deret nilai *values*-nya saja. Jumlah data yang diambil adalah sebanyak 72 yang dapat dilihat dengan menggunakan syntax sebagai berikut:

```
df.info()
```

dimana *df* merupakan representasi dari pembacaan file berekstensi CSV.

**Explore Data.** Kemudian data ditampilkan dalam suatu frame berukuran 12 x 5 dengan menggunakan syntax sbb:

```
df['value'].plot(figsize=(12,5))
```

Dari gambar sebaran data yang diperoleh dapat ditentukan bentuknya untuk menentukan langkah berikutnya. Namun sebelum dilakukan step selanjutnya, dilakukan proses penghitungan nilai log dari data untuk mendapatkan nilai yang cenderung kecil dari nilai aslinya.. Hal tersebut dimaksudkan untuk memudahkan penghitungan serta merubah kemencengan penyebaran data menjadi terdistribusi normal dan biasa dilakukan untuk proses penghitungan pada data yang berkaitan dengan bidang ekonomi. Bagian ini bisa dikategorikan bersifat *optional*.

**Stationarity Checking.** Pada tahapan ini dilakukan pengecekan terhadap stasioneritas data dengan menggunakan syntax sebagai berikut:

```
dfctest = adfuller(dataset, autolag = 'AIC')
```

dan

```
adf_test(df['value'])
```

Dari hasil eksekusi syntax akan diperoleh nilai *test* statistik dengan nilai *critical*

*values* nya [13], untuk diperbandingkan dalam memutuskan stasioner atau tidaknya data tersebut. Pada tahapan ini juga dilakukan pembagian data, yaitu sebesar 70% untuk data train dan sisanya sebesar 30% untuk data test.

**Stationarity Transform.** Tahapan selanjutnya adalah merubah data menjadi stasioner bila data tersebut ternyata tidak stasioner. Hal tersebut dilakukan dengan menggunakan syntax sebagai berikut:

```
df_train_diff = df_train.diff().dropna()
```

Hasilnya adalah mean dan variance dari suatu data akan statis atau stasioner yang bila dilihat pada bentuk grafik akan cenderung lurus atau sejajar dengan sumbu X. Dari hasil transformasi ini kemudian dilakukan penjabaran berupa grafik dari bentuk PACF (Partial Autocorrelation Function) yang terkait dengan nilai AR (*AutoRegressive*) yang nantinya dapat ditentukan besaran nilai p-nya dan ACF (*Autocorrelation Function*) [14] nya yang terkait dengan nilai MA (*Moving Average*) untuk menentukan besaran nilai q-nya. Sedangkan besaran nilai d dapat ditentukan dari banyaknya proses *differencing* (turunan) yang dilakukan.

**Fit Manual ARIMA.** Pada tahapam ini ditentukan model ARIMA yang nilai parameternya diambil dari tahap sebelumnya. Eksekusi dari model ini dalam bahasa Python dilakukan dengan menggunakan syntax sebagai berikut:

```
model = ARIMA(df_train, order=(1,1,1))
```

Setelah eksekusi model dilakukan, dapat kita peroleh pula bentuk residualnya berupa grafik, serta gambaran dari PACF dan ACF dari residual tersebut. Pada tahap ini pula dapat terlihat dari grafik akan bentuk dari model yang dibuat dengan arah trend data test.

**Auto-fit ARIMA.** Selanjutnya dilakukan eksekusi syntax dari model ARIMA yang disarankan sistem, sebagai berikut:

```
auto_arima = pm.auto_arima(df_train, stepwise=False,
seasonal=False)
```

**Evaluation & Comparison.** Tahap selanjutnya membandingkan antara model manual ARIMA dengan auto-ARIMA dengan syntax sebagai berikut:

```
forecast_test_auto = auto_arima.predict(n_periods =
len(df_test))
```

Perbedaan kedua model tersebut dapat terlihat dari grafik yang ditampilkan. Pada tahap ini juga dilakukan komparasi dari beberapa nilai error, yaitu *mean absolute error*, *mean absolute percentage error* dan *mean squared error* [15].

**Prediction.** Pada tahap ini dilakukan proses prediksi bagi beberapa nilai berikutnya dengan syntax sebagai berikut:

```
Pred = model2.predict(start = len(df), end = len(df)+12,
typ = 'levels').rename('ARIMA Predictions')
```

Hasilnya dapat dilihat sampai sejauh mana model ARIMA ini melakukan prediksi.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

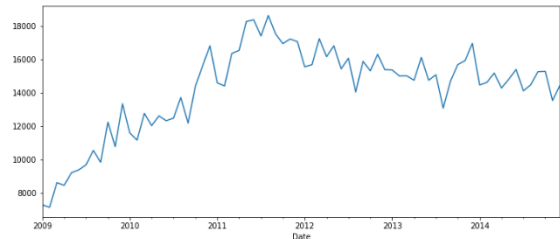
Penelitian menggunakan sebanyak 72 data yang berupa nilai ekspor yang diperoleh dari situs pemerintah BPS. Data tersebut merupakan data bulanan dari Januari 2009 hingga Desember 2014. Beberapa data dapat dilihat pada tabel berikut.

**Tabel 1. Sample Data Nilai Ekspor Indonesia dalam Juta US\$**

Date	Value
20090101	7280.1
20090201	7134.3
20090301	8614.7
20090401	8454
20090501	9208.8
20090601	9381.5
20090701	9684.1
20090801	10543.8
20090901	9842.6

Sumber: Penulis

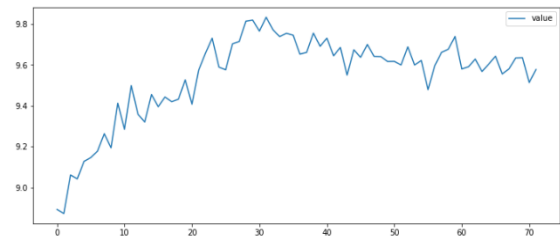
Untuk kemudahan pengamatan dalam melihat pola dari data yang diteliti, maka data tersebut dapat digambarkan dalam bentuk grafik. Gambaran grafik dari pola data tersebut dapat dilihat pada gambar berikut.



Sumber: Penulis

**Gambar 2. Bentuk pola data dari Nilai Ekspor Indonesia**

Kemudian dilakukan penghitungan nilai log dari data antara *value* (dalam log) dengan nilai *indexnya* sehingga memunculkan hasil sebagai berikut.



Sumber: Penulis

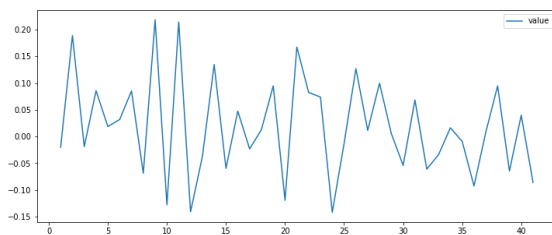
**Gambar 3. Bentuk Pola Data Log dari Nilai Ekspor Indonesia**

Kedua gambar, antara data yang asli dengan data log nya memberikan bentuk yang hampir sama, sehingga dapat mewakili satu dengan yang lainnya. Pada gambar terlihat bahwa data memiliki pola yang memiliki arah tertentu. Pola awal data cenderung mengarah diagonal ke kanan atas, kemudian agak berbelok ke arah kanan cenderung bawah hingga akhir data. Dari pola tersebut, dapat dikategorikan bahwa data tersebut memiliki tipe penyebaran “trend”, yaitu pola penyebaran data yang cenderung menunjukkan arah tertentu. Kondisi pola ini dapat memberikan informasi bahwa data tersebut tidak stasioner.

Karena ARIMA merupakan suatu model peramalan data yang mensyaratkan suatu pola data yang stasioner, atau dengan kata lain sekumpulan data yang memiliki nilai mean dan variance yang cenderung statis atau sejajar dengan sumbu X, maka nilai stationary dari data tersebut harus dihitung. Hasil dari perhitungan tersebut adalah sebagai berikut

1. ADF : -3.003686239174325
2. P-Value : 0.03455158299784624
3. Num Of Lags : 1
4. Num Of Observations Used For A DF Regression and Critical Values Calculation : 70
5. Critical Values :
  - 1% : -3.5274258688046647
  - 5% : -2.903810816326531
  - 10% : -2.5893204081632653

Dari hasil perhitungan statistik, nampak bahwa nilai ADF > nilai critical values 1%. Kondisi ini menunjukkan bahwa data harus dibuat stasioner terlebih dulu. Proses transformasi data dijalankan dengan melakukan proses 1<sup>st</sup> difference (turunan pertama) menjadi stasioner. Hasil transformasi differencing tersebut berdasarkan nilai hasil differencing dan index nya dapat dilihat pada grafik berikut.



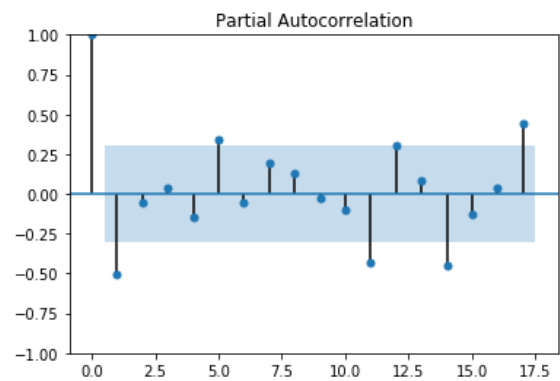
Sumber: Penulis

**Gambar 4. Bentuk Pola Data Hasil dari 1<sup>st</sup> Difference (Turunan Pertama)**

Gambar pada grafik menunjukkan pola pergerakan yang cenderung lurus sejajar dengan sumbu X, atau dapat dikatakan pola data hasil differencing pertama tersebut memiliki nilai mean dan variance yang rata dari kiri ke kanan. Sehingga pada proses 1<sup>st</sup> differencing ini dapat dikategorikan berhasil, dan data bisa dinyatakan telah stasioner. Oleh karena itu

nilai parameter d dapat ditentukan sama dengan 1.

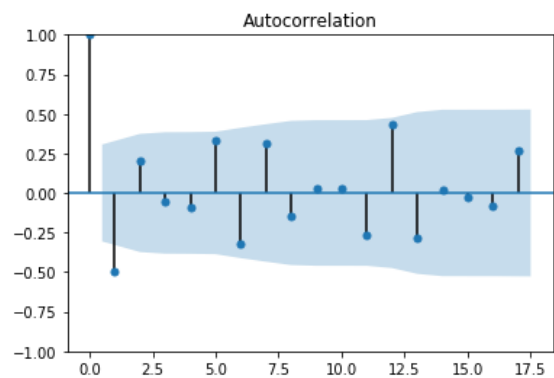
Dari hasil proses turunan pertama, data telah stasioner, dan nilai parameter d telah ditentukan. Selanjutnya adalah menentukan parameter p dan q yang dapat dilihat dari penentuan nilai autoregressive dan moving average nya. Proses PACF dilakukan untuk melihat nilai autoregressive yang direpresentasikan pada gambar berikut.



Sumber: Penulis

**Gambar 5. Grafik PACF dari Proses 1<sup>st</sup> Difference (Turunan Pertama)**

Dari grafik PACF di atas, dapat ditentukan nilai p adalah 1, dimana nilai tersebut diperoleh dari nilai kemunculan kedua yang berupa kick atau cut-off dan tidak termasuk ke dalam daerah yang berarsir. Kemudian dilakukan proses ACF dengan hasil yang dapat dilihat pada gambar grafik berikut ini.

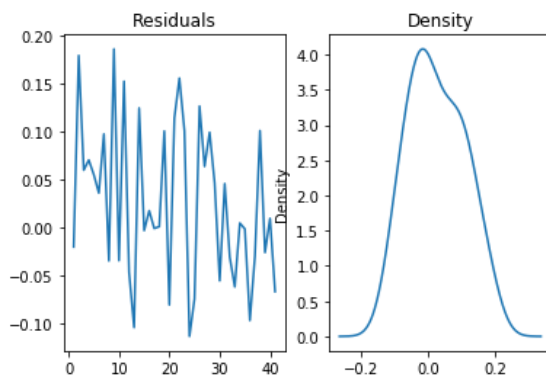


Sumber: Penulis

**Gambar 6. Grafik ACF dari Proses 1<sup>st</sup> Difference (Turunan Pertama)**

Dari grafik ACF di atas dapat ditentukan nilai untuk parameter  $q$  adalah 1, dengan penentuan yang sama dengan penentuan nilai  $p$  pada grafik PACF.

Dari proses 1<sup>st</sup> differencing dan PACF-ACF, model ARIMA dapat ditentukan, yaitu (1,1,1). Selanjutnya model tersebut dieksekusi, dan memberikan nilai hasil dari Prob(H) nya sebesar 0.05, yang berarti hasilnya *significant* atau model tersebut layak untuk digunakan. Sebagai *cross-check* kelayakan untuk menambah keyakinan akan layaknya model tersebut, kemudian dilakukan pengecekan terhadap nilai residual dan densitasnya untuk menentukan layak atau tidaknya model ARIMA yang telah dijalankan tersebut. Hasil residual dan densitas dari model tersebut dapat dilihat pada grafik berikut.

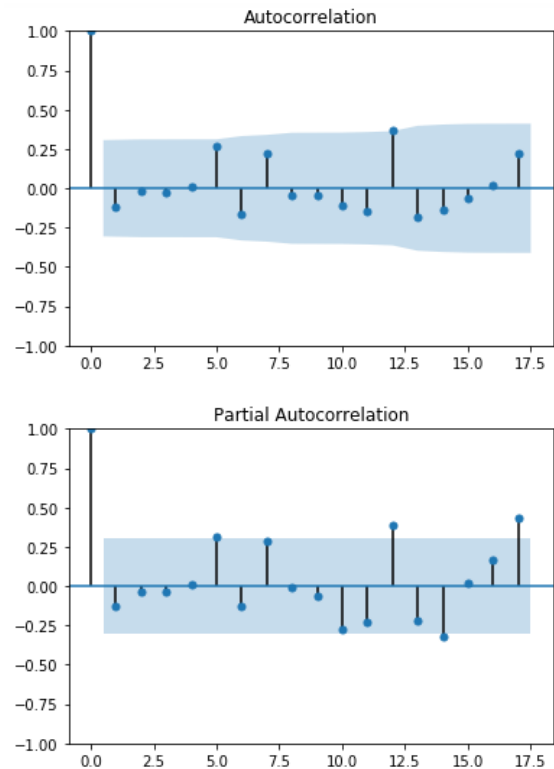


Sumber: Penulis

**Gambar 7. Grafik Residuals dan Density Hasil dari Eksekusi Model ARIMA**

Dari grafik terlihat bahwa pola *residuals*nya menyebar naik turun berkesinambungan dengan nilai penyebaran yang merata dari *range* nilai tertentu seperti terlihat pada *densitas*nya yang berupa grafik terdistribusi normal. Pola naik turun yang menerus dan rapat tersebut menunjukkan pola acak kontinu yang cenderung merupakan bentuk *white-noise* [16] sempurna. Bentuk ini tidak dapat dijabarkan dengan rumusan regresi, sehingga dapat dikatakan bahwa model yang telah dijalankan memenuhi kriteria untuk dijadikan acuan.

Untuk menambah faktor penunjang hasil tersebut di atas, dapat dilihat nilai PACF dan ACF dari *residuals*nya untuk melihat *kick* atau *cut-off* pada grafik, atau bentuk batang yang keluar dari daerah bersisir. Grafik tersebut dapat dilihat pada gambar berikut.



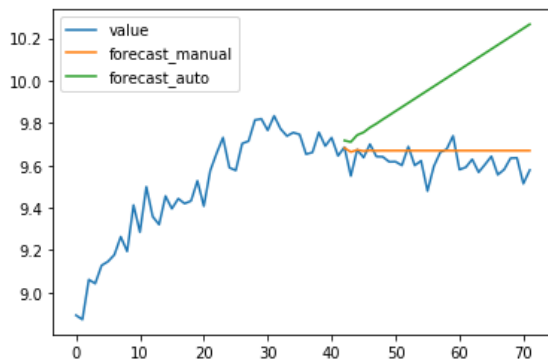
Sumber: Penulis

**Gambar 8. Grafik ACF dan PACF dari Nilai Residuals**

Pada kedua grafik ACF dan PACF dari nilai *residuals* tidak nampak *kick* yang berarti, atau semua nilai yang direpresentasikan dengan gambar batang masih masuk ke dalam daerah bersisir. Hal tersebut menunjukkan bahwa model ARIMA yang telah dijalankan layak untuk diterima hasilnya.

Dengan demikian, tahapan prediksi sudah dapat dilakukan. Namun sebelum lanjut ke tahap prediksi tersebut, akan dilakukan perbandingan dengan model auto-ARIMA yang nilai parameternya telah disarankan oleh sistem.

Setelah dijalankan, nampak bahwa sistem memberikan saran untuk melakukan auto-ARIMA dengan model (1,1,0). Model ini memberikan nilai Prob(H) nya sebesar 0.34, yang berarti tidak *significant*, atau tidak layak. Sebagai penunjang keyakinan, kemudian model auto-ARIMA tersebut dibandingkan dengan model ARIMA yang telah dijalankan sebelumnya. Hasilnya dapat dilihat pada grafik berikut.



Sumber: Penulis

**Gambar 9. Grafik Perbandingan Model ARIMA dan auto-ARIMA**

Dari gambar grafik perbandingan model ARIMA dan auto-ARIMA memperlihatkan perbedaan yang dapat ditandai dengan dua warna berbeda yang dari garis lurus. Garis lurus pertama, yang berwarna *orange*, menunjukkan arah atau trend yang sejajar dengan 30% data yang merupakan data testnya. Sedangkan garis kedua yang berwarna hijau, menunjukkan arah atau trend yang cenderung tidak sesuai atau tidak sejajar dengan 30% data test. Pada penelitian ini nilai test berkisar dari tanggal 1 Maret 2013 hingga 1 Desember 2014. Selanjutnya, dari perbandingan arah kedua garis dapat disimpulkan bahwa model manual ARIMA lebih baik dari auto-ARIMA.

Model manual yang lebih baik ini juga dapat dilihat dari perbandingan nilai *mean absolute error*, *mean absolute percentage error* dan *mean squared error* nya yang bernilai lebih kecil. Nilai dari model manualnya adalah sebagai berikut.

mae-manual: 0.06070166427229893  
 mape-manual: 0.006334232224288294  
 rmse-manual: 0.07492913809101591

Sedangkan nilai dari model autonya adalah sebagai berikut.

mae - auto: 0.36505370697725026  
 mape - auto: 0.0380223687259843  
 rmse - auto: 0.4131127214300205

Dari nilai rata-rata error dan perbandingan grafik antara kedua model, dapat dipastikan bahwa model manual ARIMA dengan parameter yang telah dipilih, merupakan model yang lebih baik dari autonya.

Tahap berikutnya adalah melakukan prediksi dengan model manualnya, sebagaimana fungsi dari ARIMA. Dari prediksi yang dilakukan, diperoleh hasil pada tabel berikut.

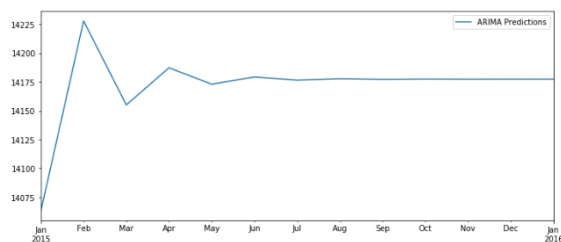
**Tabel 2. Nilai Prediksi Ekspor Indonesia dalam Juta US\$**

Date	Value
20150101	14063.026074
20150201	14227.999239
20150301	14155.087248
20150401	14187.311631
20150501	14173.069655
20150601	14179.364077
20150701	14176.582177
20150801	14177.811673
20150901	14177.268282
20151001	14177.508441
20151101	14177.402299
20151201	14177.449210
20160101	14177.428477

Sumber: Penulis

Dari tabel di atas, nampak bahwa hasil prediksi pada bulan tertentu, nilainya cenderung untuk statis tanpa ada

pergerakan naik turun yang berarti, yang dapat terlihat jelas pada grafik berikut.



Sumber: Penulis

**Gambar 10. Grafik Prediksi Nilai Ekspor dengan ARIMA**

Dari grafik nampak bahwa masa prediksi dari model ARIMA ini cenderung pendek, atau hanya dapat memprediksi kurun waktu yang relatif singkat. Hal ini menjadi kelemahan dari model ARIMA, disamping proses eksekusi dan verifikasi data yang cukup panjang. Namun demikian untuk hasil prediksinya memiliki akurasi yang sangat baik, seperti yang terlihat pada gambar 9.

#### 4. SIMPULAN

Beberapa kesimpulan dapat diambil terkait penelitian yang telah dilakukan adalah ARIMA model cukup fleksibel karena dapat dilakukan dengan banyak maupun sedikit data. Permodelan dari teknik ini dapat dilakukan dengan cara manual maupun auto dengan menggunakan library yang telah disediakan oleh Python. Bila penentuan paramater model dilakukan dengan baik, maka model manual akan memberikan hasil yang lebih baik dari model auto nya, yaitu mae: 0.06 berbanding 0.3, mape: 0.006 berbanding 0.03 dan rmse: 0.07 berbanding 0.4. Memerlukan kepiawaian tersendiri untuk menentukan parameter prediksi, yang bila kurang akurat maka hasil prediksinya pun akan cenderung tidak akurat. Akurasi prediksi yang diperoleh sangat baik dimana hal ini dapat dilihat dari bentuk trend grafik yang sejajar dengan penyebaran data pada fase test.

Beberapa kelemahan dari model ini adalah prediksi yang dilakukan berlaku untuk fase waktu yang relatif pendek, karena bila dilakukan untuk waktu yang relatif panjang akan memberikan nilai yang cenderung konstan. Langkah-langkah yang dilakukan dalam memprediksi menggunakan model ini cukup panjang. Verifikasi data sebelum digunakan untuk memprediksi meliputi step yang cukup banyak.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] BPS, "Nilai Ekspor." Accessed: Feb. 05, 2024. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTk2IzI=/nilai-ekspor.html>.
- [2] R. A. Wulandari and R. Gernowo, "Metode AutoRegressive Integrated MovingAverage (arima) dan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) dalam Analisis Curah Hujan," *Berk. Fis*, vol. 22, no. 1, pp. 41–48, 2019.
- [3] H. R. Alsamamra, S. Salah, and J. H. Shoqeir, "Performance Analysis of ARIMA Model for wind speed forecasting in Jerussalem, Palestine," *Energy Explor. Exploit. Sage Journals*, vol. 42 (S), pp. 1727–1746, doi: 01445987241248201.
- [4] J. Fattah, L. Ezzine, Z. Aman, H. E. Moussami, and A. Lachhab, "Forecasting of demand using ARIMA model," *Int. J. Eng. Bus. Manag. Sage Journals*, vol. 10, pp. 1–9, 2018, doi: 10.1177/1847979018808673.
- [5] V. Jadhav, B. V. C. Reddy, and G. M. Gaddi, "Application of ARIMA Model for Forecasting Agricultural Prices," *J. Agric. Sci. Technol.*, vol. 19, no. 5, pp. 981–992, 2017.
- [6] S. Khan and H. Alghulaiakh, "ARIMA Model for Accurate Time Series Stocks Forecasting," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 11, no.

- 7, 2020.
- [7] G. Perone, "An ARIMA Model to Forecast the Spread and The Final Size of COVID-2019 Epidemic in Italy." doi: <https://doi.org/10.1101/2020.04.27.20081539>.
- [8] S. Ozturk and F. Ozturk, "Forecasting Energy Consumption of Turkey by ARIMA Model," *J. Asian Sci. Res.*, vol. 8, no. 2, pp. 52–60, 2018, doi: [10.18488/journal.2.2018.82.52.60](https://doi.org/10.18488/journal.2.2018.82.52.60).
- [9] A. Queiros and E. Al., "Strengths and Limitations Of Qualitative and Quantitative Research Methods," *Eur. J. Educ. Stud.*, vol. 3, no. 9, 2017.
- [10] J. Brownlee, "How to Create an ARIMA Model for Time Series Forecasting in Python," *Machine Learning Mastery*. Accessed: Feb. 15, 2024. [Online]. Available: <https://machinelearningmastery.com/arima-for-time-series-forecasting-with-python/>.
- [11] B. Juanda, *Model ARIMA (Metode Box-Jenkins)*. IPB University, 2020.
- [12] R. H. Shumway and D. S. Stoffer, "ARIMA Models," in *ARIMA Models*, Springer International Publishing AG, 2017, ch. 3, pp. 75–163.
- [13] N. Hebbbar, "Time Series Forecasting With ARIMA Model in Python for Temperature Prediction," *medium.com*. Accessed: Feb. 05, 2024. [Online]. Available: <https://medium.com/swlh/temperature-forecasting-with-arima-model-in-python-427b2d3bcb53>.
- [14] M. Buchori and T. Sukmono, "Peramalan Produksi Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Di PT. XYZ," *Prozima*, vol. 2, no. 1, pp. 27–33, 2018.
- [15] L. Faulina, "Metoda Autoregressive untuk Peramalan Jangka Panjang," *J. Mat.*, vol. 8, no. 2, pp. 121–125, 2018.
- [16] S. Date, "Time Series Analysis, Regression, and Forecasting With tutorials in Python," *timeseriesreasoning.com*. Accessed: Feb. 15, 2024. [Online]. Available: <https://timeseriesreasoning.com/contents/white-noise-model/>.