

**PEMODELAN AUSTRALIAN MONSOON INDEX (AUSMI)  
MENGUNAKAN METODE SARIMA**

**MODELING THE AUSTRALIAN MONSOON INDEX (AUSMI)  
USING THE SARIMA METHOD**

Adisti\*, Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia

Denny Darmawan, Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia

\*e-mail: [adisti.2020@student.uny.ac.id](mailto:adisti.2020@student.uny.ac.id) (*corresponding author*)

**Abstrak.** Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model yang sesuai untuk *Australian Monsoon Index* (AUSMI) serta keakuratan model tersebut. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data AUSMI periode Januari 2005– Desember 2014. Penelitian ini dilakukan dengan membuat pemodelan untuk data AUSMI menggunakan analisis Box-Jenkins yaitu metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) karena AUSMI merupakan data yang memiliki pola musiman. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik untuk AUSMI adalah SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub> dengan keakuratan model ditunjukkan oleh nilai koefisien korelasi  $r$  antara data model dan data asli nilainya sebesar 0,94.

**Kata Kunci:** Monsun, AUSMI, SARIMA.

**Abstract.** This research aims to determine the appropriate model for AUSMI and its accuracy. The data used in this study is the AUSMI data for the period of January 2005 to December 2014. This research was conducted by modeling the AUSMI data using the Box-Jenkins analysis, specifically the *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) method, because AUSMI exhibits a seasonal pattern. The results of the study show that the best model for AUSMI is SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub>, with a correlation coefficient of  $r = 0.94$ .

**Keyword:** Monsoon, AUSMI, SARIMA.

## PENDAHULUAN

Secara geografis, Indonesia terletak di garis khatulistiwa sehingga Indonesia termasuk ke dalam negara yang memiliki iklim tropis. Selain itu, Indonesia juga terletak di antara 2 samudra dan 2 benua. Samudra yang mengapit Indonesia yaitu Samudra Pasifik dan Samudra Hindia, sedangkan benua yang mengapit Indonesia yaitu Benua Asia dan Benua Australia. Kondisi geografis Indonesia yang strategis ini menyebabkan iklim dan cuaca yang terjadi di Indonesia sangat kompleks dan dinamis, serta membuat Indonesia dapat berperan penting dalam pembentukan cuaca dan iklim secara global. Variabilitas iklim tahunan yang terjadi di Indonesia umumnya digambarkan dan dipengaruhi oleh sistem sirkulasi monsun Asia–Australia. Fenomena monsun adalah sistem sirkulasi regional yang ditandai dengan pembalikan musiman sistem angin utama (Tjasyono, 2012). Indonesia yang terletak di antara dua benua dan dua samudra seringkali dikaitkan dengan iklim monsun. Curah hujan di Indonesia dipengaruhi monsun yang digerakkan oleh adanya sel tekanan tinggi dan sel tekanan rendah di Benua Asia dan Benua Australia secara bergantian. Pada bulan Desember, Januari, dan Februari (DJF), pergeseran semu matahari berada 23,5° di belahan bumi selatan

(BBS) sehingga bertiup angin dari utara menuju selatan yang dikenal dengan monsun barat (monsun Asia). Enam bulan kemudian, yaitu pada bulan Juni, Juli, dan Agustus (JJA) berlaku sebaliknya, yakni monsun timur atau monsun Australia (Hermawan, 2015). Fenomena monsun merupakan fenomena yang tidak hanya melibatkan faktor curah hujan, tetapi juga melibatkan faktor arah dan kecepatan angin (terutama angin di lapisan 200 dan 850 hPa) sebagai parameter utamanya (Hermawan, 2015).

Salah satu indeks monsun global yang dianggap memiliki pengaruh yang cukup signifikan terhadap curah hujan di Indonesia yaitu indeks monsun Australia yang dikenal dengan *Australian Monsoon Index* (AUSMI) (Hermawan, 2015). AUSMI merupakan indeks monsun yang didapatkan dari nilai rata-rata angin zonal pada tingkat ketinggian 850 hPa dengan wilayah antara  $5^{\circ}$  LS –  $15^{\circ}$  LS dan  $110^{\circ}$  BT –  $130^{\circ}$  BT (Kajikawa, Wang, dan Yang, 2009). AUSMI mencerminkan variabilitas curah hujan monsun di Australia Utara dan benua maritim (Kajikawa, Wang, dan Yang, 2009). Pemodelan dan peramalan melalui AUSMI sangat berperan penting dalam persiapan dan upaya mitigasi terhadap musim di Indonesia. Salah satu metode pemodelan dan peramalan yang sering digunakan adalah metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA).

SARIMA adalah model ARIMA yang memiliki faktor musiman. Musiman disini berarti data memiliki kecenderungan pola yang berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap seperti mingguan, bulanan, dan lain sebagainya. Model SARIMA ditulis dalam bentuk  $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_m$  dimana  $(p, d, q)$  merupakan bagian yang tidak musiman dari model,  $(P, D, Q)$  merupakan bagian musiman dari model, dan  $m$  adalah jumlah periode per musim (Hyndman dan Athanasopoulos, 2018).

Penelitian yang relevan oleh Murthy *et al.* (2017) meneliti tentang *modeling and forecasting rainfall patterns of southwest monsoons in North-East India as a SARIMA process* hasilnya menunjukkan bahwa model SARIMA  $(0,1,1)(1,0,1)_4$  merupakan model yang sesuai dan tepat untuk menganalisis dan meramalkan pola curah hujan di masa depan dengan hasil prediksi dari model ini menunjukkan pola curah hujan di India hampir sama dalam 3 tahun ke depan. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi mengenai pemodelan yang tepat untuk AUSMI sehingga dengan pemodelan tersebut dapat dilakukan upaya mitigasi terhadap musim di Indonesia.

## METODE

Penelitian ini dilakukan menggunakan software Minitab 18 untuk menganalisis *time series* dengan membuat pemodelan. Sebelum membuat pemodelan, terlebih dahulu dilakukan pengambilan data AUSMI harian periode Januari 2005 – Desember 2014 dari *Asia-Pacific Data Research Center* (APDRC) yang diunduh melalui *website* <https://apdrc.soest.hawaii.edu/projects/monsoon/daily-data.html#autar>. Data yang telah diperoleh diolah menjadi data dengan resolusi bulanan menggunakan Python 3.11 yang diakses menggunakan Anaconda. Data yang telah diolah tersebut kemudian dilakukan analisis *time series* Box-Jenkins yaitu tepatnya metode SARIMA dengan tahapan sebagai berikut.

### 1. Identifikasi Model

Sebelum melakukan analisis lebih lanjut terhadap data *time series*, terlebih dahulu dilakukan identifikasi kestasioneran data *time series* yang digunakan. Data *time series* yang stasioner memiliki arti bahwa tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Dengan kata lain, fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan setiap waktu, tidak tergantung pada waktu dan varian dari fluktuasi tersebut (Hendrawan, 2012). Apabila data *time series* yang digunakan tidak stasioner, maka cara untuk membuat data tersebut menjadi stasioner yaitu dengan melakukan proses *differencing* data hingga didapatkan data yang stasioner.

## 2. Penaksiran Parameter Model

Penaksiran parameter model dilakukan untuk menemukan nilai koefisien model sehingga dihasilkan kecocokan terbaik pada data. Penaksiran parameter model dapat dilakukan dengan cara mencoba-coba (*trial and error*), yang mana hal ini berarti menguji beberapa nilai yang berbeda dan memilih satu nilai tersebut yang meminimalkan jumlah kuadrat nilai sisa (*sum of square residuals*). Setelah memilih satu parameter model dengan kuadrat nilai sisa yang terkecil, langkah selanjutnya yaitu memasukkan model ke dalam data asli (data awal sebelum dimodelkan) dan membuat plot perbandingan antara data asli dengan data model yang telah dihasilkan.

## 3. Pengujian dan Validasi Model

Pengujian model dilakukan untuk menunjukkan apakah model tersebut sudah cukup memenuhi syarat yang ada atau belum. Uji kesesuaian model ini meliputi uji *residual white noise* dan uji residual distribusi normal. Uji *residual white noise* dapat dilihat dari nilai *P-Value* hasil statistika Ljung-Box. Apabila nilai *P-Value*  $> \alpha$  dengan  $\alpha = 0,05$  maka sudah memenuhi syarat *residual white noise*. Sedangkan uji residual berdistribusi normal dapat dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov. Apabila nilai *P-Value*  $> \alpha$  maka sudah memenuhi syarat residual berdistribusi normal (Aksan dan Nurfadilah, 2020). Hasil kedua uji validasi model ini merupakan model yang sudah teruji dan memenuhi syarat uji kesesuaian model.

## 4. Penetapan Model SARIMA

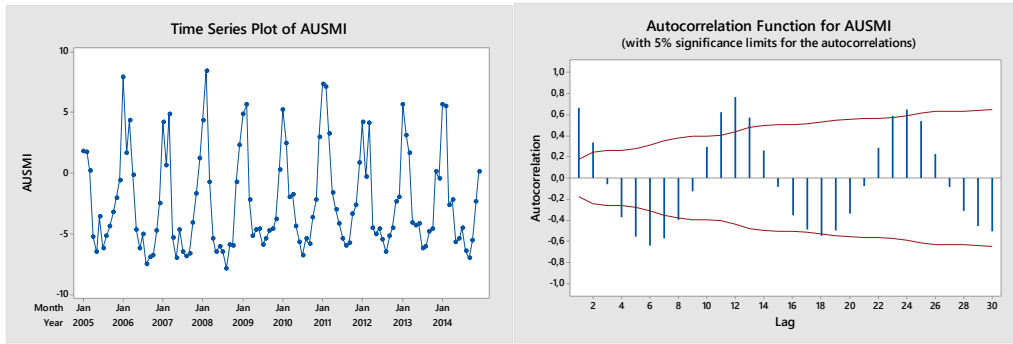
Penetapan model SARIMA merupakan langkah penyelesaian setelah ketiga langkah sebelumnya telah dilakukan.

# HASIL DAN PEMBAHASAN

## 1. Identifikasi Model

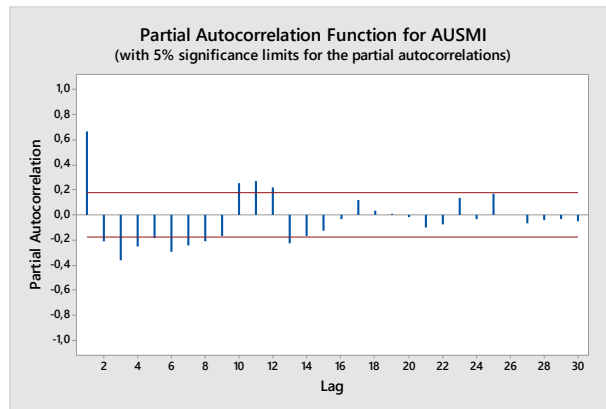
Identifikasi model pada analisis ini dilakukan untuk memastikan apakah data *time series* yang digunakan untuk pemodelan sudah bersifat stasioner atau belum stasioner. Pada tahap ini pemodelan data *time series* mensyaratkan bahwa data harus bersifat stasioner karena data yang tidak stasioner akan memengaruhi model yang dihasilkan (kesesuaian data model yang dihasilkan dengan data asli tidak maksimal). Oleh karena itu, uji stasioneritas perlu dilakukan sebelum melakukan tahap pembentukan model. Tahap pemeriksaan kestasioneran data dapat dilihat dengan plot *time series*, *Autocorrelation Function (ACF)*, dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)* dari data yang akan diperiksa kestasioneritasannya. Hasil pemeriksaan stasioneritas terhadap data AUSMI sebelum proses *differencing* dapat dilihat pada Gambar 1. Gambar 1 menunjukkan hasil pemeriksaan stasioneritas terhadap data asli AUSMI. Dari Gambar 1 terlihat bahwa nilai koefisien ACF relatif tinggi dan mendekati 1 sehingga dapat dikategorikan data tidak stasioner. Karena data asli AUSMI belum stasioner, maka perlu dilakukan proses *differencing* pada data asli AUSMI tersebut.

Gambar 2 menunjukkan plot *time series*, ACF, dan PACF data AUSMI setelah melewati proses *differencing* pertama. Hasil yang diperoleh setelah *differencing* pertama yaitu plot data yang telah stasioner. Hal ini terlihat dari nilai koefisien ACF pada setiap *lag* telah mendekati 0. Pada Gambar 2 terlihat bahwa data menjadi lebih stasioner dibandingkan dengan Gambar 1. Artinya nilai parameter *d* (*differencing*) untuk model SARIMA yaitu 1 ( $d=1$ ), karena dalam uji stasioner ini hanya membutuhkan satu kali proses *differencing*. Melalui plot data ACF dan PACF pada Gambar 2, maka dapat ditentukan model sementara pada data AUSMI periode Januari 2005 – Desember 2014.



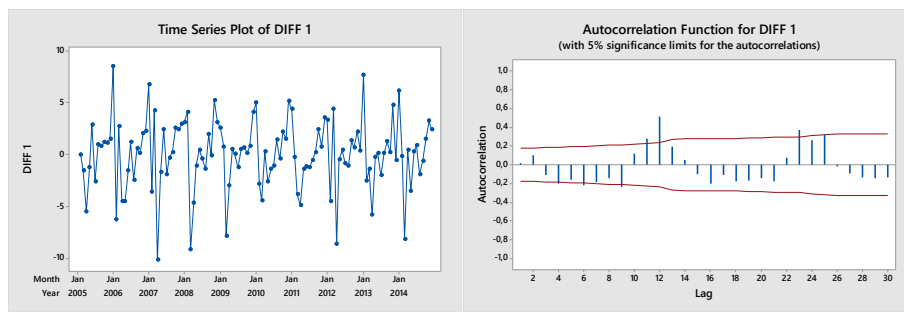
(a)

(b)



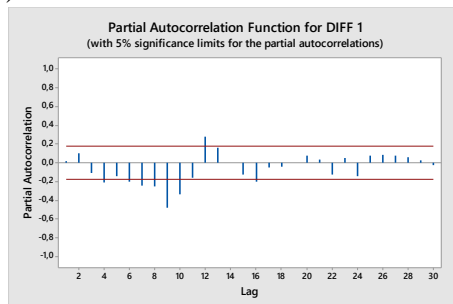
(c)

Gambar 1. Plot Data AUSMI Periode Januari 2005 - Desember 2014 Sebelum Proses Differencing (a) Time Series (b) Autocorrelation Function (c) Partial Autocorrelation Function



(a)

(b)



(c)

Gambar 2. Plot Data AUSMI Periode Januari 2005 - Desember 2014 Setelah Proses *Differencing* (a) *Time Series* (b) *Autocorrelation Function* (c) *Partial Autocorrelation Function*

## 2. Penaksiran Parameter Model

Setelah dilakukan identifikasi data, tahap selanjutnya yaitu penaksiran parameter model. Penaksiran parameter model dilakukan dengan cara *trial and error*. Cara untuk memastikan model terbaik yang bisa digunakan yaitu dengan melihat nilai SSE dan MSE dari 13 model yang mungkin dapat digunakan. Model terbaik dapat dilihat dari nilai SSE dan MSE yang paling kecil. Tabel 1 menunjukkan bahwa model SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub> memiliki nilai SSE dan MSE paling kecil yaitu 208,094 dan 2,08094. Model SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub> menggambarkan orde dari AR ( $p$ ) adalah 1, orde SAR ( $P$ ) adalah 3, orde MA ( $q$ ) dan orde SMA ( $Q$ ) adalah 1 yang telah dilakukan proses *differencing* sebanyak satu kali.

Tabel 1. Nilai *Sum Square Error* (SSE) dan *Mean Square Error* (MSE) untuk Model SARIMA (AUSMI) Periode Januari 2005 - Desember 2014

Model SARIMA	SSE	MSE
(1,1,1) (2,1,1) <sub>12</sub>	286,984	2,84143
(0,1,1) (2,1,2) <sub>12</sub>	221,787	2,19591
(2,1,0) (2,1,1) <sub>12</sub>	287,644	2,84796
(2,1,0) (1,1,2) <sub>12</sub>	337,278	3,33938
(2,1,0) (2,1,2) <sub>12</sub>	211,856	2,11856
(0,1,1) (2,1,1) <sub>12</sub>	296,042	2,90238
(0,1,1) (1,1,2) <sub>12</sub>	334,707	3,28144
<b>(1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub></b>	<b>208,094</b>	<b>2,08094</b>
(1,1,1) (1,1,2) <sub>12</sub>	332,558	3,29265
(1,1,1) (2,1,2) <sub>12</sub>	220,321	2,20321
(2,1,1) (4,1,1) <sub>12</sub>	372,269	3,79866
(2,1,1) (1,1,2) <sub>12</sub>	331,112	3,31112
(2,1,1) (2,1,2) <sub>12</sub>	226,874	2,29165

## 3. Validasi Model

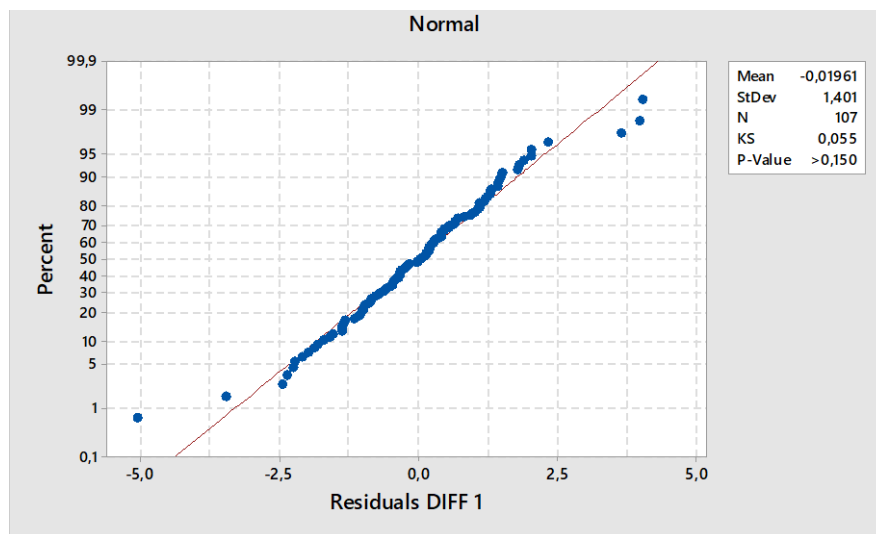
Tahap selanjutnya adalah uji validasi atau kesesuaian model. Uji validasi model digunakan untuk menunjukkan apakah model tersebut sudah cukup memadai atau belum. Uji validasi ini meliputi uji asumsi *residual white noise* dan uji asumsi distribusi normal (histogram). Uji *residual white noise* dapat dilihat dari *P-Value* hasil statistik Ljung-Box yang ditampilkan pada Minitab. Apabila *P-Value* >  $\alpha$ , dimana  $\alpha = 0,05$  maka model tersebut telah memenuhi syarat dari uji *residual white noise*.

Tabel 2. *Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic*

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	6,34	5	0,275
24	26,66	17	0,063
36	35,62	29	0,185
48	51,79	41	0,120

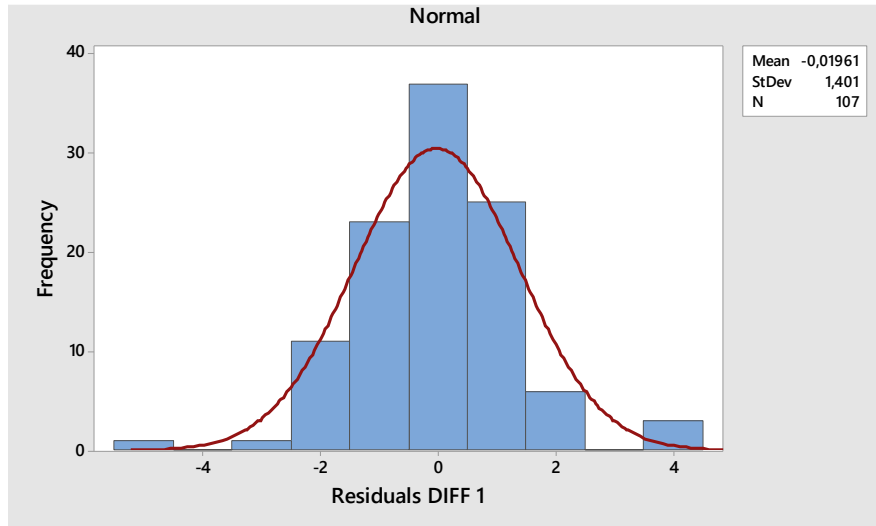
Berdasarkan Tabel 2, diperoleh *P-Value* untuk *lag*-12 adalah 0,275, *lag*-24 adalah 0,063, *lag*-36 adalah 0,185, dan *lag*-48 adalah 0,120. Semua nilai *P-Value* tersebut sudah lebih besar dari nilai  $\alpha = 0,05$  sehingga uji *residual white noise* sudah memenuhi syarat. Selain uji *residual white noise*, dilakukan juga uji asumsi distribusi normal yang dilakukan

dengan uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil dari uji Kolmogorov-Smirnov ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil Uji Residual dengan Kolmogorov-Smirnov

Uji Kolmogorov-Smirnov mensyaratkan  $P\text{-Value} > \alpha$  dengan  $\alpha = 0,05$ . Gambar 3 menunjukkan bahwa hasil uji Kolmogorov-Smirnov menghasilkan  $P\text{-Value} > 0,150$  yang sudah lebih besar dari  $\alpha = 0,05$ . Berdasarkan hasil  $P\text{-Value}$  ini dapat disimpulkan bahwa residual juga sudah memenuhi asumsi distribusi normal. Selain itu, jika dilihat dari Gambar 4, hasil dari uji residual dengan histogram ini menunjukkan bahwa model telah mengikuti distribusi Gauss. Jika semua uji sudah memenuhi syarat, maka model SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub> ini sudah sesuai.

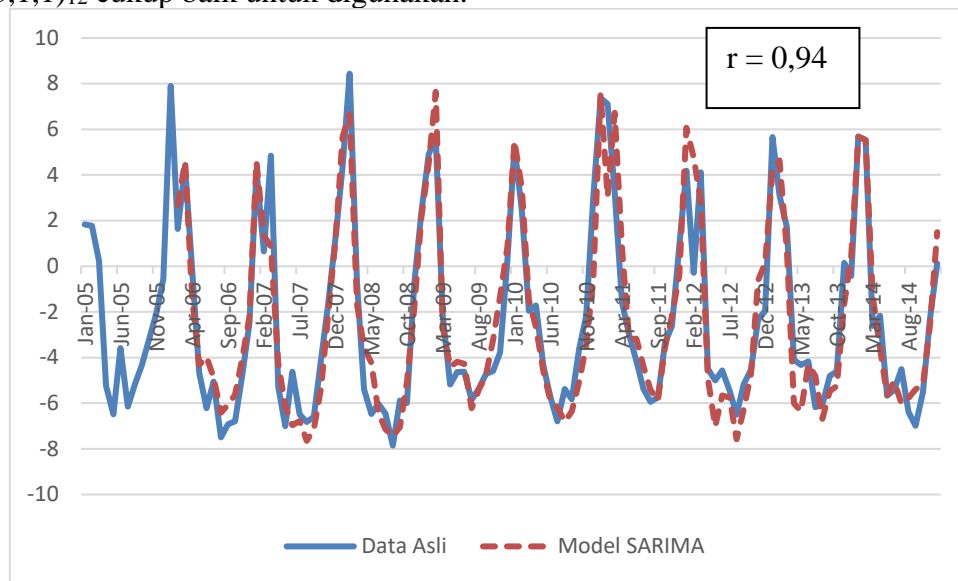


Gambar 4. Hasil Uji Residual dengan Histogram

#### 4. Proses Pembelajaran Model

Data model AUSMI dengan SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub> yang telah didapatkan dari Minitab selanjutnya dilakukan analisis korelasi dengan data asli AUSMI. Hal ini dilakukan untuk mengetahui keeratan hubungan antara data model yang dihasilkan dengan data asli dan untuk melihat kesesuaian pembelajaran model yang telah dihasilkan. Berdasarkan Gambar 5 dapat dilihat bahwa plot data hasil model SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub> untuk AUSMI dapat mengikuti data asli AUSMI dengan korelasi sebesar 0,94. Hasil analisis korelasi ini

menunjukkan bahwa hasil pembelajaran model yang diperoleh dengan model SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub> cukup baik untuk digunakan.



Gambar 5. Plot Time Series Data Model SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub> dan Data Asli AUSMI Periode Januari 2005 – Desember 2014

## SIMPULAN

Berdasarkan pemodelan SARIMA, model terbaik untuk AUSMI periode Januari 2005 hingga Desember 2014 adalah SARIMA (1,1,1) (3,1,1)<sub>12</sub>. Keakuratan model dapat dilihat dari nilai koefisien korelasi antara data model yang telah diperoleh dengan data asli AUSMI yaitu nilainya sebesar 0,94. Nilai ini menunjukkan bahwa data model yang diperoleh telah akurat mengikuti data asli dan cukup baik untuk digunakan

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Departemen Pendidikan Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Yogyakarta, dan semua pihak di dalamnya atas dukungan yang diberikan selama proses penulisan jurnal ini. Penulis juga ingin mengucapkan terima kasih kepada Denny Darmawan, S.Si., M.Sc., selaku pembimbing skripsi, yang telah memberikan bimbingan dan arahan yang sangat baik dan berharga dalam menyelesaikan penelitian ini. Penulis juga berterima kasih kepada pihak-pihak lain yang memberikan dukungan dan bantuan dalam kesuksesan penyusunan jurnal ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aksan, I., & Nurfadilah, K. (2020). Aplikasi Metode ARIMA Box-Jenkins untuk Meramalkan Penggunaan Harian Data Seluler. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 2(1), 5–10.
- Hendrawan, B. (2012). Penerapan Model ARIMA Dalam MempredikSi IHSG. *Jurnal Integrasi*, 4(2), 205–211.
- Hermawan, E. (2015). *Indeks Monsun Asia-Australia dan Aplikasinya (1<sup>st</sup> ed.)*. LIPI Press.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice (2<sup>nd</sup> ed.)*. OTexts.

- Kajikawa, Y., Wang, B., & Yang, J. (2009). A Multi-Time Scale Australian Monsoon Index. *International Journal of Climatology*, 30(8). DOI: 10.1002/joc.1955.
- Murthy, K. V. N., Saravana, R., & Kumar, K. V. (2017). Modeling and Forecasting Rainfall Patterns of Southwest Monsoons in North-East India as A SARIMA Process. *Meteorology Atmospheric Physics*, 130, 99-106. DOI: 10.1007/s00703-017-0504-2.
- Tjasyono, B. H. K. (2012). *Meteorologi Indonesia Volume 1, Karakteristik dan Sirkulasi Atmosfer (4<sup>th</sup> ed.)*. Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika.