

Peramalan Data *Inflow* dan *Outflow* Uang Kartal Bank Indonesia Provinsi DKI Jakarta Menggunakan Model *ARIMAX* dan *SARIMAX*

Atika Amalia¹, Etik Zukhronah², dan Sri Subanti³
^{1,2,3}Program Studi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Sebelas Maret

¹atikaamalia@student.uns.ac.id, ²etikzukhronah@staff.uns.ac.id, ³srisubanti@staff.uns.ac.id

Abstract. DKI Jakarta Province plays a crucial role as the center of government and economy in Indonesia. The description of currency inflows and outflows is highly required before Bank Indonesia formulates the appropriate policies to control the circulation of money. The monthly data of currency inflow and outflow of Bank Indonesia of DKI Jakarta show a significant increase in each year particularly before, during, and after Eid al-Fitr. The determination of Eid al-Fitr does not follow the Gregorian calendar but based on the Islamic calendar. The difference in the use of the Gregorian and Islamic calendars in a time series causes a calendar variation. Thus, the determination of Eid al-Fitr in the Gregorian calendar changes as it goes forward eleven days each year or one month every three years. This study aims to obtain the best model and forecast currency inflows and outflows of Bank Indonesia DKI Jakarta using the *ARIMAX* and *SARIMAX* models. The study used in-sample data from January 2009 to December 2018 and out-sample data from January to October 2019. The best model was selected based on the smallest out-sample MAPE value. The result showed that the best forecasting model of inflow was *ARIMAX* (1,0,1). Meanwhile, the best forecasting model for outflow was *SARIMAX* (2,0,1)(0,0,1)¹².

Keywords: *ARIMAX*, calendar variation, forecasting, *SARIMAX*

1. Pendahuluan

Provinsi DKI Jakarta memegang peran penting sebagai pusat pemerintahan dan pusat perekonomian di Indonesia. Pertumbuhan ekonomi yang terjadi di Provinsi DKI Jakarta salah satunya dipengaruhi oleh aktivitas transaksi keuangan masyarakat DKI Jakarta. *Inflow* yaitu informasi berupa aliran uang kertas dan uang logam yang masuk dari perbankan dan masyarakat ke Bank Indonesia, sedangkan *outflow* adalah informasi mengenai aliran uang kertas dan uang logam yang keluar dari Bank Indonesia kepada perbankan dan masyarakat [1]. Pada data *inflow* dan *outflow* Bank Indonesia di seluruh Indonesia dari tahun 2003 hingga 2019, terlihat bahwa data *inflow* dan *outflow* tertinggi terjadi di Provinsi DKI Jakarta. Gambaran *inflow* dan *outflow* uang kartal sangat diperlukan sebelum Bank Indonesia membuat kebijakan yang tepat untuk mengendalikan aktivitas pengedaran uang. Gambaran mengenai *inflow* dan *outflow* uang kartal dapat dilakukan dengan peramalan.

Data *inflow* dan *outflow* uang kartal yang terjadi di Bank Indonesia Provinsi DKI Jakarta mengandung pola musiman dengan efek variasi kalender yang disebabkan oleh

Hari Raya Idul Fitri. Penentuan Hari Raya Idul Fitri tidak mengikuti kalender masehi, tetapi berdasarkan kalender hijriah. Perbedaan penggunaan kalender masehi dan kalender hijriah pada data runtun waktu menyebabkan adanya variasi kalender yang terlihat pada penetapan Hari Raya Idul Fitri. Penetapan Hari Raya Idul Fitri maju sebelas hari setiap tahunnya pada kalender masehi.

Penelitian untuk meramalkan data yang memiliki efek variasi kalender telah banyak dilakukan sebelumnya. Lee *et al.* [2] melakukan penelitian tentang peramalan hasil penjualan baju muslim anak laki-laki dengan efek variasi kalender bulan Ramadhan. Penelitiannya membandingkan model *ARIMAX* dengan tren stokastik, *ARIMAX* dengan tren deterministik, dekomposisi, *ARIMA* musiman, dan *Artificial Neural Network (ANN)*. Rachmawati dkk. [3] melakukan penelitian tentang peramalan data *inflow* dan *outflow* Bank Indonesia di Wilayah Jawa Tengah menggunakan model *ARIMA*, *Time Series Regression* dan *ARIMAX*. Selanjutnya, Effendi [4] melakukan penelitian mengenai peramalan banyaknya penumpang yang berangkat dari Pelabuhan Belawan menggunakan model *ARIMAX* dan *SARIMAX*. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan model peramalan terbaik menggunakan *ARIMAX* dan *SARIMAX* untuk peramalan *inflow* dan *outflow* uang kartal di Bank Indonesia DKI Jakarta serta mengetahui peramalan data *inflow* dan *outflow* uang kartal di Bank Indonesia DKI Jakarta pada bulan November 2019 hingga Desember 2020. Penelitian ini menggunakan model *ARIMAX* yang merupakan perluasan dari model *ARIMA* dengan tambahan variabel prediktor atau variabel *dummy*. Selain *ARIMAX*, juga digunakan model *Seasonal ARIMAX (SARIMAX)* yaitu model *ARIMAX* yang memiliki efek musiman.

2. Landasan Teori

2.1. Uji Stasioneritas. Untuk melihat kestasioneran data dapat dilakukan dengan berbagai cara. Pertama, dengan melihat plot data apakah memiliki pola yang berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata dan variansi yang konstan seiring bertambahnya periode waktu. Kedua, dengan melihat plot ACF, apabila plot ACF turun mendekati nol secara cepat, pada umumnya setelah lag kedua atau ketiga maka dapat dikatakan stasioner [5]. Ketiga, stasioneritas dapat diidentifikasi menggunakan uji Augmented Dickey Fuller (ADF) dengan hipotesis sebagai berikut [6].

1) $H_0 : \phi = 1$ (data tidak stasioner)

$H_1 : \phi < 1$ (data stasioner)

- 2) Tingkat signifikansi: α
- 3) Daerah Kritis: H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > |t_{(n-1);\alpha}|$ atau nilai- $p < \alpha$
- 4) Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi} - 1}{S_{\hat{\phi}}}$$

dengan

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t-1} Z_t}{\sum_{t=1}^n Z_{t-1}^2}, \quad \sigma_e^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{\phi} Z_{t-1})^2}{(n-1)}$$

$\hat{\phi}$: estimasi parameter *autoregressive*

$S_{\hat{\phi}}$: standar error $\hat{\phi}$

2.2 Regresi Variabel Dummy. Menurut Gujarati [7] bentuk umum persamaan regresi variabel *dummy* tanpa konstanta dinyatakan sebagai $Z_t = \beta_1 D_{1,t} + \beta_2 D_{2,t} + K + \beta_m D_{m,t} + \varepsilon_t$. Jika menggunakan konstanta, persamaan regresinya adalah $Z_t = \alpha + \beta_1 D_{1,t} + \beta_2 D_{2,t} + K + \beta_m D_{m,t} + \varepsilon_t$

dengan

ε_t : residu model regresi variabel *dummy*

α : adalah konstanta

β_i : parameter variabel *dummy*

$D_{i,t}$: variabel *dummy* efek variasi kalender dengan $i = 1, 2, \dots, m$.

2.3 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Menurut Wei [6], secara umum model *ARIMA* (p, d, q) adalah $\phi_p(B)Z_t(1-B)^d = \theta_q(B)e_t$, sedangkan model umum untuk *Seasonal ARIMA* $(p, d, q) (P, D, Q)^S$ adalah

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S) Z_t(1-B)^d(1-B^S)^D = \theta_q(B)\Theta_q(B^S)e_t$$

dengan

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\Phi_p(B^S) = (1 - \Phi_1 B^{1S} - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_p B^{pS})$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$$

$$\Theta_Q(B^S) = (1 - \Theta_1 B^{1S} - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS})$$

Z_t : runtun waktu ke- t

p : orde untuk *autoregressive* (AR)

P : orde untuk *autoregressive* (AR) musiman

q : orde untuk *moving average* (MA)

Q : orde untuk *moving average* (MA) musiman

d : banyaknya proses *differencing*

D : banyaknya proses *differencing* musiman

S : orde untuk musiman

$(1 - B)^d$: operator untuk *differencing* orde d

$(1 - B^S)^D$: operator untuk *differencing* musiman orde D

e_t : residu pada waktu ke- t .

2.4 Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous (SARIMAX). Model umum untuk SARIMAX $(p, d, q)(P, D, Q)^S$ dengan tren stokastik dapat diberikan dengan persamaan [2]:

$$Z_t = \beta_1 V_{1,t} + \beta_2 V_{2,t} + \dots + \beta_p V_{p,t} + \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} e_t$$

Adapun model umum untuk SARIMAX $(p, d, q)(P, D, Q)^S$ dengan tren deterministik adalah

$$Z_t = \gamma t + \beta_1 V_{1,t} + \beta_2 V_{2,t} + \dots + \beta_p V_{p,t} + \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)} e_t$$

dengan $V_{p,t}$ merupakan variabel *dummy* efek variasi kalender ke- p pada saat t .

2.5 Uji Signifikansi Parameter. Menurut Montgomery *et al.* [8] hipotesis yang digunakan adalah

$$1) \quad H_0 : \beta_j = 0 \text{ (parameter tidak berpengaruh terhadap model)}$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0, \quad j = 1, 2, \dots, k \text{ (parameter berpengaruh terhadap model)}$$

- 2) Daerah Kritis : H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-k-1}$, atau H_0 ditolak jika nilai- $p < \alpha$

dengan α adalah tingkat signifikansi, n adalah banyaknya data, dan k adalah banyaknya variabel independen.

- 3) Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{\beta_j}{SE(\beta_j)}, SE(\beta_j) = \frac{\beta_j}{\sqrt{\sigma^2 c_{jj}}}$$

dengan

β_j : estimasi parameter ke- j

c_{jj} : elemen diagonal dari matriks $(X'X)^{-1}$.

2.6 Uji Non-Autokorelasi. Residu (e_t) dikatakan tidak terjadi autokorelasi (*white noise*) jika antar residu tidak saling berkorelasi (independen) dan mempunyai variansi yang konstan. Berikut hipotesis pengujian menggunakan Ljung-Box [6]:

- 1) $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (tidak terdapat autokorelasi)
 H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots$ (terdapat autokorelasi)
- 2) Daerah Kritis : H_0 ditolak jika $Q > X^2_{(\alpha; K-p-q)}$ atau nilai- $p < \alpha$, dengan α adalah tingkat signifikansi, p adalah orde AR dan q adalah orde MA
- 3) Statistik Uji

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^k \frac{\rho_k^2}{n-k}$$

dengan

ρ_k : estimasi fungsi autokorelasi residu pada lag ke- k

Q : statistik uji Ljung-Box.

2.7 Uji Normalitas. Uji normalitas dilakukan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov sebagai berikut:

- 1) $H_0: F_0(x) = S(x)$ untuk semua x (residu berdistribusi normal)
 $H_1: F_0(x) \neq S(x)$ untuk minimal satu nilai x (residu tidak berdistribusi normal)
- 2) Tingkat Signifikansi : α
- 3) Daerah Kritis : H_0 ditolak jika $D > D_{(1-\alpha; n)}$ atau nilai $p < P < \alpha$
- 4) Statistik Uji

$$D = \max |F_0(x) - S(x)|$$

dengan

$D_{(1-\alpha;n)}$: nilai tabel Kolmogorov-Smirnov pada kuantil $(1-\alpha)$

$F_0(x)$: probabilitas kumulatif dari distribusi normal dengan mean nol dan variansi konstan

$S(x)$: fungsi distribusi empiris

2.8 Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Untuk menentukan model terbaik dalam peramalan data runtun waktu dapat digunakan kriteria *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. *MAPE* dihitung dengan rumus [5]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{|Z_t|} \times 100\%$$

3. Metode Penelitian

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari web resmi BI yaitu data bulanan *inflow* dan *outflow* uang kartal dari bulan Januari 2009 hingga Oktober 2019 di Kantor Perwakilan BI Provinsi DKI Jakarta. Data bulan Januari 2009 hingga Desember 2018 digunakan sebagai data *in-sample*, sedangkan data bulan Januari hingga Oktober 2019 digunakan sebagai data *out-sample*. Variabel *dummy* yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel *dummy t* untuk efek tren, variabel *dummy* $L_{i,t}$, $L_{i,t-1}$, dan $L_{i,t+1}$ dengan $i=1,2,3,4$ untuk efek variasi kalender, dan variabel *dummy* $M_{s,t}$; $s=1,2,\dots,12$ untuk efek musiman (bulan). Variabel *dummy t* bernilai 1 sampai 130, variabel *dummy* $L_{i,t}$ bernilai 1 untuk minggu ke i pada bulan yang terdapat Hari Raya Idulfitri dan bernilai 0 untuk lainnya, variabel *dummy* $L_{i,t-1}$ bernilai 1 untuk minggu ke i pada bulan sebelum bulan yang terdapat Hari Raya Idulfitri dan bernilai 0 untuk lainnya, variabel *dummy* $L_{i,t+1}$ bernilai 1 untuk minggu ke i pada bulan setelah bulan yang terdapat Hari Raya Idulfitri dan bernilai 0 untuk lainnya. Selanjutnya, variabel *dummy* $M_{1,t}$ bernilai 1 untuk bulan Januari dan bernilai 0 untuk bulan lainnya, $M_{2,t}$ bernilai 1 untuk bulan Februari dan bernilai 0 untuk bulan lainnya, dan seterusnya hingga $M_{12,t}$ bernilai 1 untuk bulan Desember dan bernilai 0 untuk bulan lainnya.

Penelitian ini dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- 1) Membuat plot data runtun waktu dari data *in-sample*,
- 2) Melakukan pemodelan regresi variabel *dummy* dan uji signifikansi parameter model regresi variabel *dummy*,

- 3) Melakukan uji non-autokorelasi pada residu model regresi (ε_t) menggunakan uji Ljung-Box dan melihat plot *ACF*. Jika memenuhi asumsi non-autokorelasi maka model akhirnya adalah model regresi variabel *dummy* dan dilanjutkan ke langkah 9, jika tidak maka dilanjutkan ke langkah 4,
- 4) Melakukan uji stasioneritas pada residu model regresi,
- 5) Menentukan orde dugaan untuk model *ARIMA* atau *SARIMA* berdasarkan plot *ACF* dan *PACF* dari residu model regresi yang sudah stasioner,
- 6) Memodelkan *ARIMAX* atau *SARIMAX* dengan cara mengestimasi secara simultan model *ARIMA* atau *SARIMA* dengan regresi variabel *dummy*,
- 7) Melakukan pengujian signifikansi parameter model *ARIMAX* atau *SARIMAX*,
- 8) Melakukan uji diagnostik pada residu model *ARIMAX* dan *SARIMAX* meliputi uji non-autokorelasi menggunakan uji Ljung-Box dan uji normalitas menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*,
- 9) Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *MAPE out-sample* terkecil yang telah memenuhi asumsi non-autokorelasi serta berdistribusi normal,
- 10) Melakukan peramalan data *inflow* dan *outflow* bulan November 2019 sampai Desember 2020.

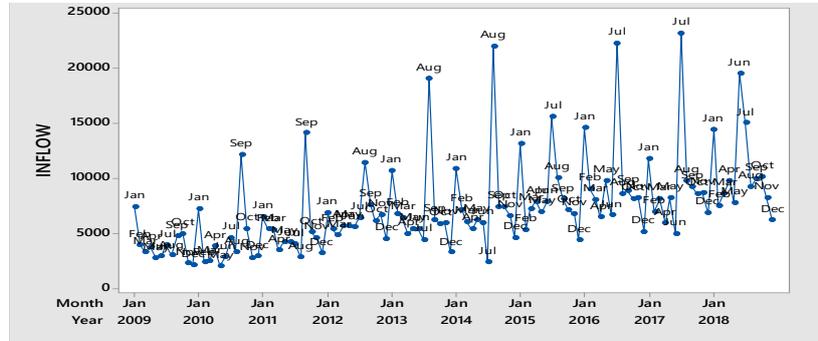
4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Deskripsi Data

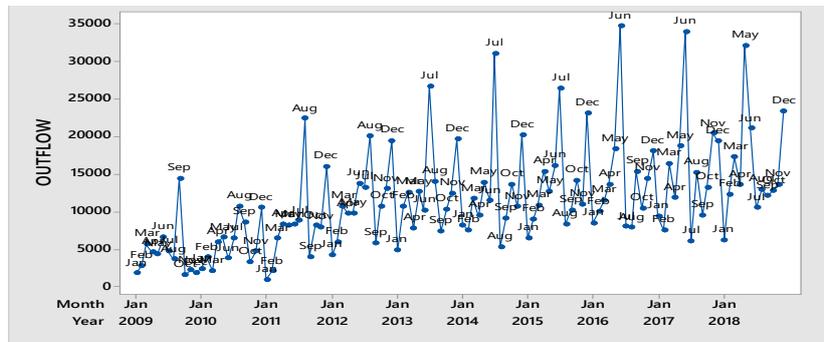
Plot runtun waktu dari data *inflow* dan *outflow* uang kartal di Bank Indonesia Provinsi DKI Jakarta dari bulan Januari 2009 hingga Desember 2018 dapat dilihat pada Gambar 1 (a) dan 1 (b). Gambar 1 (a) menunjukkan bahwa *inflow* di BI DKI Jakarta setiap tahunnya mengalami kenaikan yang signifikan pada bulan Januari yang mengindikasikan adanya pola data musiman. Selain efek musiman, terlihat juga efek variasi kalender dimana terjadi kenaikan data *inflow* yang signifikan pada bulan September 2010, September 2011, Agustus 2012, Agustus 2013, Agustus 2014, Juli 2015, Juli 2016, Juli 2017, dan Juni 2018. Hal ini berarti terjadi kenaikan yang signifikan dari data *inflow* pada bulan yang terdapat Hari Raya Idul Fitri, bulan setelah Hari Raya Idulfitri, serta bulan Januari.

Gambar 1 (b) juga menunjukkan pola data musiman pada data *outflow* di BI DKI Jakarta yang mengalami kenaikan signifikan pada bulan Desember disetiap tahun. Efek variasi kalender juga terlihat pada data *outflow* dengan kenaikan data secara signifikan pada bulan September 2009, Agustus 2010, Agustus 2011, Agustus 2012, Juli 2013, Juli

2014, Juli 2015, Juni 2016, Juni 2017, dan Mei 2018. Hal ini berarti terjadi kenaikan yang signifikan dari data *outflow* pada bulan yang terdapat Hari Raya Idul Fitri, bulan sebelum Hari Raya Idul Fitri, serta bulan Desember. Daftar tanggal terjadinya Hari Raya Idul Fitri dari tahun 2009 hingga 2019 disajikan pada Tabel 1.



(a)



(b)

Gambar 1. Plot Runtun Waktu dari Aliran Uang Kartal di BI DKI Jakarta,
(a) *Inflow*, (b) *Outflow*

Tabel 1. Tanggal Terjadinya Hari Raya Idul Fitri Tahun 2009 - 2019

Tahun	Tanggal	Tahun	Tanggal
2009	20 September	2015	17 Juli
2010	10 September	2016	6 Juli
2011	31 Agustus	2017	25 Juni
2012	19 Agustus	2018	15 Juni
2013	8 Agustus	2019	5 Juni
2014	28 Juli		

4.2 Regresi Variabel *Dummy*

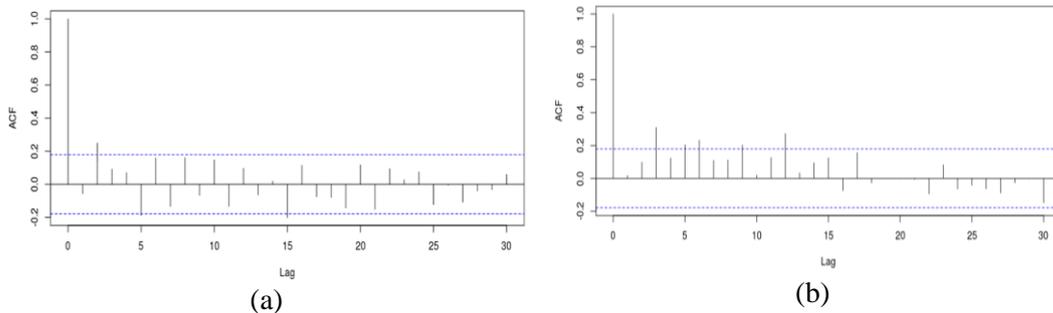
Estimasi regresi variabel *dummy* dilakukan secara berulang dengan mengeluarkan variabel yang parameternya memiliki hasil yang tidak signifikan. Model regresi variabel *dummy* efek variasi kalender, musiman, dan tren dari data *inflow* dinyatakan sebagai

$$\begin{aligned}
 Y_t = & 62,20t + 13138L_{1,t} + 10544L_{2,t} + 5021L_{3,t} - 3764L_{4,t} + 2335L_{2,t+1} \\
 & + 2248L_{3,t+1} + 12695L_{4,t+1} + 6911M_{1,t} + 2507M_{2,t} + 2500M_{3,t} + 2116M_{4,t} \\
 & + 2240M_{5,t} + 2183M_{6,t} + 3454M_{7,t} + 3399M_{8,t} + 1632M_{9,t} + 2454M_{10,t} \\
 & + 2038M_{11,t} + \varepsilon_t
 \end{aligned}$$

Model regresi variabel *dummy* efek variasi kalender, musiman, dan tren dari data *outflow* dinyatakan dengan persamaan berikut

$$\begin{aligned}
 Z_t = & 106,28t + 20507L_{1,t-1} + 13620L_{2,t-1} + 4106L_{3,t-1} + 6258L_{2,t} + 14771L_{3,t} \\
 & + 19642L_{4,t} + 4459M_{3,t} + 3874M_{4,t} + 6090M_{5,t} + 4542M_{6,t} + 2502M_{7,t} \\
 & + 3030M_{10,t} + 4128M_{11,t} + 10135M_{12,t} + \varepsilon_t
 \end{aligned}$$

Plot *ACF* dari residu model regresi variabel *dummy* efek variasi kalender, musiman, dan tren data *inflow* dan *outflow* disajikan pada Gambar 2 (a) dan 2 (b).



Gambar 2. Plot *ACF* Residu Model Regresi Variabel *Dummy* Efek Variasi Kalender, Musiman, dan Tren dari data (a) *Inflow*, (b) *Outflow*

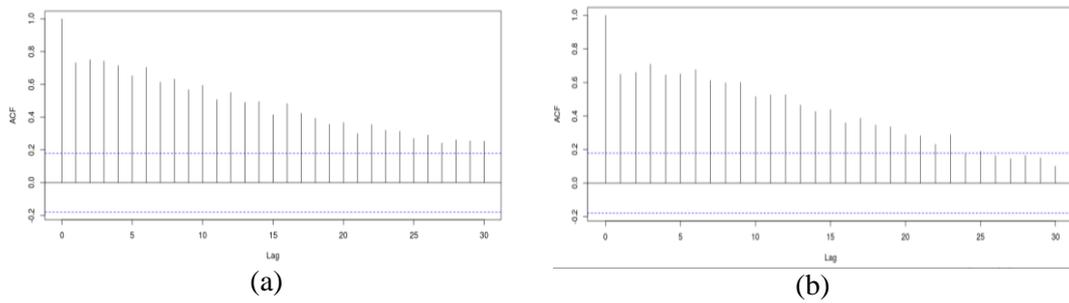
Gambar 2 (a) dan (b) menunjukkan bahwa residu model regresi variabel *dummy* dari data *inflow* dan *outflow* tidak memenuhi asumsi non-autokorelasi (tidak *white noise*) karena masih ada lag yang keluar dari batas pita konfidensi. Selanjutnya, model regresi variabel *dummy* efek variasi kalender dan musiman dari data *inflow* dinyatakan dengan persamaan

$$\begin{aligned}
 Y_t = & 14797L_{1,t} + 10326L_{2,t} + 3492L_{3,t} - 3590L_{4,t} + 12659L_{4,t+1} + 10331M_{1,t} \\
 & + 5990M_{2,t} + 6045M_{3,t} + 5723M_{4,t} + 5909M_{5,t} + 5919M_{6,t} + 7455M_{7,t} \\
 & + 7640M_{8,t} + 6187M_{9,t} + 6893M_{10,t} + 6081M_{11,t} + 4327M_{12,t} + \varepsilon_t
 \end{aligned}$$

dan model regresi variabel *dummy* efek variasi kalender dan musiman dari data *outflow* dinyatakan dengan

$$\begin{aligned}
 Z_t = & 23589L_{1,t-1} + 13503L_{2,t-1} + 5942L_{2,t} + 12146L_{3,t} + 19919L_{4,t} \\
 & + 5320M_{1,t} + 7194M_{2,t} + 10517M_{3,t} + 10038M_{4,t} + 12373M_{5,t} \\
 & + 11025M_{6,t} + 9642M_{7,t} + 6908M_{8,t} + 7856M_{9,t} + 9832M_{10,t} \\
 & + 11037M_{11,t} + 17150M_{12,t} + \varepsilon_t
 \end{aligned}$$

Plot *ACF* dari residu model regresi variabel *dummy* efek variasi kalender dan musiman data *inflow* dan *outflow* disajikan pada Gambar 3 (a) dan 3 (b).

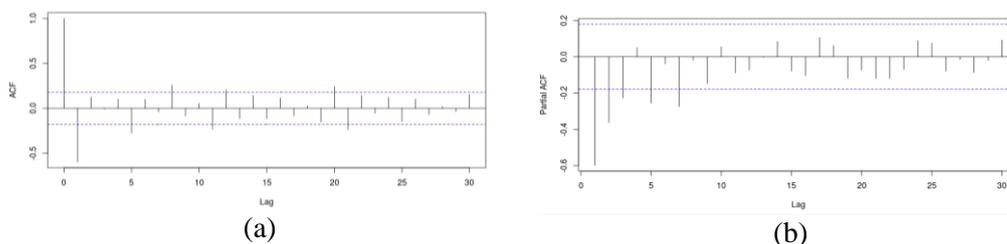


Gambar 3. Plot ACF Residu Model Regresi Variabel *Dummy* Efek Variasi Kalender dan Musiman dari data (a) *Inflow*, (b) *Outflow*

Gambar 3 (a) dan (b) menunjukkan bahwa residu model regresi variabel *dummy* dari data *inflow* dan *outflow* tidak memenuhi asumsi non-autokorelasi (tidak *white noise*) karena masih banyak lag yang keluar dari batas pita konfidensi.

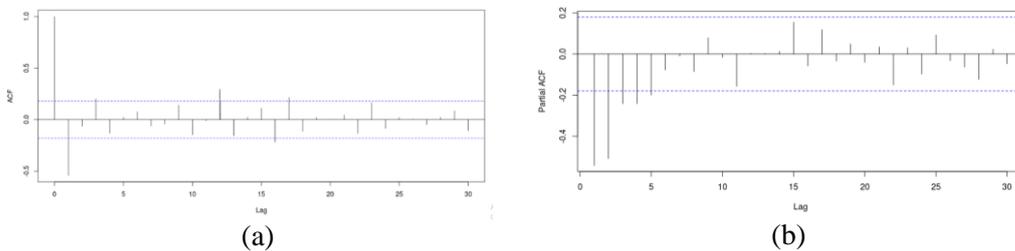
4.3 Uji Stasioneritas Residu Model Regresi Variabel *Dummy*

Gambar 2 (a) menunjukkan bahwa pada plot ACF setelah lag ke-2 turun namun tidak turun secara cepat mendekati nol, sehingga dapat dikatakan residu regresi variabel *dummy* belum stasioner. Untuk memperkuat kesimpulan, dilakukan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dengan α sebesar 0,05 dan diperoleh nilai-*p* sebesar 0,4468 ($>0,05$) yang artinya residu regresi tidak stasioner. Gambar 2 (b) menunjukkan bahwa pada plot ACF di lima lag awal tidak ada yang turun secara cepat mendekati nol, sehingga dapat dikatakan residu regresi variabel *dummy* belum stasioner. Selanjutnya dilakukan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dengan α sebesar 0,05 dan diperoleh nilai-*p* sebesar 0,7924 ($>0,05$) yang artinya residu regresi tidak stasioner. Setelah diperoleh hasil residu regresi variabel *dummy* tidak stasioner, maka dilakukan *differencing* pada residu. Plot ACF dan PACF residu model regresi variabel *dummy* efek variasi kalender, musiman, dan tren yang telah dilakukan *differencing* untuk data *inflow* disajikan pada Gambar 4 (a) dan (b).



Gambar 4. Plot ACF (a) dan Plot PACF (b) Residu Regresi Variabel *Dummy* Efek Variasi Kalender, Musiman, dan Tren dari Data *Inflow* setelah *Differencing*

Gambar 4 (a) menunjukkan bahwa pada plot *ACF* setelah lag ke-2 turun secara cepat mendekati nol yang berarti bahwa residu regresi setelah dilakukan *differencing* sudah stasioner sehingga dapat dimodelkan dalam model *ARIMA* dan *SARIMA*. Gambar 4 (a) terlihat bahwa lag ke-1, 5, dan 8 keluar dari batas pita konfidensi. Sedangkan pada Gambar 4 (b) terlihat bahwa lag ke-1, 2, 5, dan 7 keluar dari batas pita konfidensi. Berdasarkan kedua plot tersebut diperoleh dugaan model *ARIMA* (1,1,1), *ARIMA* (1,1,5), *ARIMA* (2,1,1), *ARIMA* (2,1,5), *ARIMA* (5,1,1), *ARIMA* (5,1,5), *ARIMA* (1,1,0), *ARIMA* (2,1,0), *ARIMA* (5,1,0), *ARIMA* (0,1,1), dan *ARIMA* (0,1,5). Plot *ACF* dan *PACF* residu model regresi variabel *dummy* efek variasi kalender, musiman, dan tren yang telah dilakukan *differencing* untuk data *outflow* disajikan pada Gambar 5 (a) dan (b).

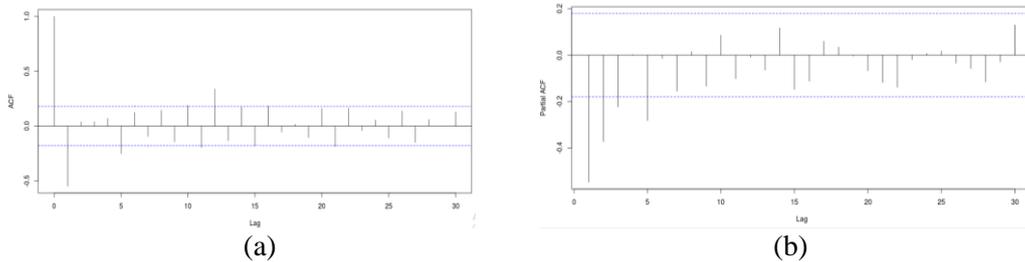


Gambar 5. Plot *ACF* (a) dan Plot *PACF* (b) Residu Regresi Variabel *Dummy* Efek Variasi Kalender, Musiman, dan Tren dari Data *Outflow* setelah *Differencing*

Gambar 5 (a) menunjukkan bahwa pada plot *ACF* setelah lag ke-3 turun secara cepat mendekati nol yang berarti bahwa residu regresi setelah dilakukan *differencing* sudah stasioner sehingga dapat dimodelkan dalam model *ARIMA* dan *SARIMA*. Gambar 5 (a) memperlihatkan bahwa lag ke-1, dan 12 keluar dari batas pita konfidensi, sedangkan Gambar 5 (b) memperlihatkan bahwa lag ke-1, dan 2 keluar dari batas pita konfidensi. Berdasarkan kedua plot tersebut dugaan model *ARIMA* dan *SARIMA* yang diperoleh adalah *ARIMA* (1,1,1), *ARIMA* (2,1,1), *ARIMA* (0,1,1), *ARIMA* (1,1,0), dan *ARIMA* (2,1,0). *SARIMA* (1,1,1)(0,0,1)¹², *SARIMA* (2,1,1)(0,0,1)¹², *SARIMA* (1,1,0)(0,0,1)¹², *SARIMA* (2,1,0)(0,0,1)¹², *SARIMA* (0,1,1)(0,0,1)¹², dan *SARIMA* (0,1,0)(0,0,1)¹².

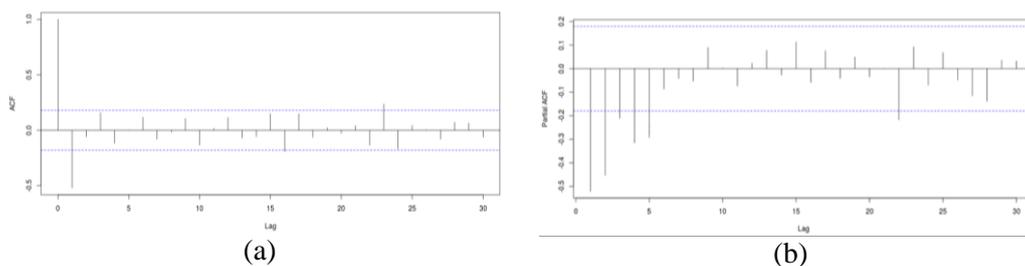
Gambar 3 (a) dan 3 (b) menunjukkan bahwa pada plot *ACF* memiliki nilai koefisien autokorelasi yang tinggi (signifikan) pada lag-lag awal kemudian turun secara perlahan mendekati nol seiring meningkatnya jumlah lag. Sehingga dapat dikatakan residu regresi variabel *dummy* belum stasioner dan mengandung pola tren. Setelah diperoleh hasil residu regresi variabel *dummy* tidak stasioner, maka dilakukan *differencing* pada residu. Plot *ACF* dan *PACF* residu model regresi variabel *dummy* efek

variasi kalender dan musiman yang telah dilakukan *differencing* untuk data *inflow* disajikan pada Gambar 6 (a) dan (b).



Gambar 6. Plot *ACF* (a) dan Plot *PACF* (b) Residu Regresi Variabel *Dummy* Efek Variasi Kalender dan Musiman dari Data *Inflow* setelah *Differencing*

Gambar 6 (a) menunjukkan bahwa pada plot *ACF* setelah lag ke-1 turun secara cepat mendekati nol yang berarti bahwa residu regresi setelah dilakukan *differencing* sudah stasioner sehingga dapat dimodelkan dalam model *ARIMA* dan *SARIMA*. Gambar 6(a) terlihat bahwa lag ke-1, dan 12 keluar dari batas pita konfidensi. Sedangkan pada Gambar 6 (b) terlihat bahwa lag ke-1, 2, dan 5 keluar dari batas pita konfidensi. Berdasarkan kedua plot tersebut dugaan model *ARIMA* dan *SARIMA* yang diperoleh adalah *ARIMA* (1,1,1), *ARIMA* (2,1,1), *ARIMA* (5,1,1), *ARIMA* (0,1,0) *ARIMA* (1,1,0), *ARIMA* (2,1,0), *ARIMA* (5,1,0), dan *ARIMA* (0,1,1), *SARIMA* (1,1,1)(0,0,1)¹², *SARIMA* (2,1,1)(0,0,1)¹², *SARIMA* (5,1,1)(0,0,1)¹², *SARIMA* (0,1,0)(0,0,1)¹², *SARIMA* (1,1,0)(0,0,1)¹², *SARIMA* (2,1,0)(0,0,1)¹², *SARIMA* (5,1,0)(0,0,1)¹², dan *SARIMA* (0,1,1)(0,0,1)¹². Plot *ACF* dan *PACF* residu model regresi variabel *dummy* efek variasi kalender dan musiman yang telah dilakukan *differencing* untuk data *outflow* disajikan pada Gambar 7 (a) dan (b).



Gambar 7. Plot *ACF* (a) dan Plot *PACF* (b) Residu Regresi Variabel *Dummy* Efek Variasi Kalender dan Musiman dari Data *Outflow* setelah *Differencing*

Gambar 7 (a) menunjukkan bahwa pada plot *ACF* setelah lag ke-1 turun secara cepat mendekati nol yang berarti bahwa residu regresi setelah dilakukan *differencing* sudah stasioner sehingga dapat dimodelkan dalam model *ARIMA* dan *SARIMA*. Gambar 7 (a) menunjukkan bahwa lag ke-1 keluar dari batas pita konfidensi,

dan Gambar 7 (b) menunjukkan bahwa lag ke-1, 2, 4, dan 5 keluar dari batas pita konfidensi. Berdasarkan kedua plot tersebut diperoleh dugaan model *ARIMA* yaitu *ARIMA* (1,1,1), *ARIMA* (2,1,1), *ARIMA* (4,1,1), *ARIMA* (5,1,1), *ARIMA* (1,1,0), *ARIMA* (2,1,0), *ARIMA* (4,1,0), *ARIMA* (5,1,0), dan *ARIMA* (0,1,1).

4.4 Model *ARIMAX* dan *SARIMAX* dari Data *Inflow Outflow*

Model *ARIMAX* dan *SARIMAX* dalam penelitian ini yaitu model *ARIMAX* dan *SARIMAX* tren deterministik serta model *ARIMAX* dan *SARIMAX* tren stokastik. Model *ARIMAX* dan *SARIMAX* tren deterministik menggunakan variabel *dummy* efek musiman, variasi kalender, dan tren serta dilakukan tanpa orde *differencing* biasa ($d=0$) dan *differencing* musiman ($D=0$). Sedangkan model *ARIMAX* dan *SARIMAX* tren stokastik menggunakan variabel *dummy* efek musiman dan variasi kalender serta menerapkan *differencing* non musiman dan/atau musiman. Model-model *ARIMAX* dan *SARIMAX* yang telah diperoleh kemudian dipilih model terbaik yang memiliki nilai *MAPE out-sample* terkecil serta residunya telah memenuhi asumsi non-autokorelasi dan berdistribusi normal. Hasil nilai *MAPE in-sample* dan *MAPE out-sample* dari model *ARIMAX* dan *SARIMAX* yang seluruh parameternya signifikan serta residunya telah memenuhi asumsi normalitas dan non-autokorelasi disajikan pada Tabel 2.

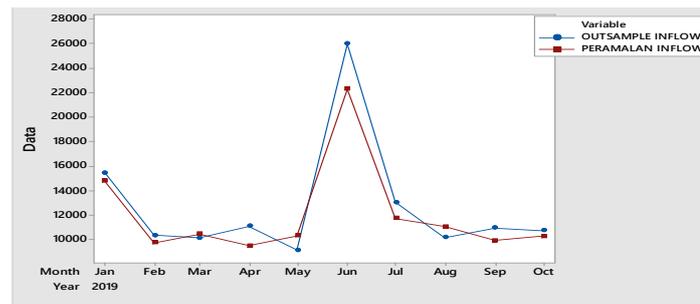
Tabel 2. *MAPE In-sample* dan *MAPE Out-sample* dari Model *ARIMAX* dan *SARIMAX* untuk Data *Inflow* dan *Outflow*

Model	<i>MAPE in-sample</i>	<i>MAPE out-sample</i>
Data Inflow		
Model <i>ARIMAX</i> Tren Deterministik		
<i>ARIMAX</i> (1,0,1), $t, L_{1,t}, L_{2,t}, L_{3,t}, L_{4,t}, L_{2,t+1}, L_{3,t+1}, L_{4,t+1}, M_{s,t}; s=1, \dots, 11$	15.065%	8.763%
Model <i>ARIMAX</i> dan <i>SARIMAX</i> Tren Stokastik		
<i>SARIMAX</i> (2,1,0)(0,0,1) ¹² , $L_{1,t}, L_{2,t}, L_{3,t}, L_{4,t}, L_{4,t+1}, M_{s,t}; s=1, \dots, 11$	16.429%	15.373%
<i>SARIMAX</i> (0,1,1)(0,0,1) ¹² , $L_{1,t}, L_{2,t}, L_{3,t}, L_{4,t}, L_{4,t+1}, M_{s,t}; s=1, \dots, 11$	15.999 %	10.379%
<i>ARIMAX</i> (1,1,1), $L_{1,t}, L_{2,t}, L_{3,t}, L_{4,t}, L_{4,t+1}, M_{s,t}; s=1, \dots, 11$	16.513%	12.398%
<i>ARIMAX</i> (5,1,0), $L_{1,t}, L_{2,t}, L_{3,t}, L_{4,t}, L_{4,t+1}, M_{s,t}; s=1, \dots, 11$	15.761%	10.123%
Data Outflow		
Model <i>ARIMAX</i> dan <i>SARIMAX</i> Tren Deterministik		
<i>SARIMAX</i> (2,0,1)(0,0,1) ¹² , $t, L_{1,t-1}, L_{2,t-1}, L_{3,t-1}, L_{2,t}, L_{3,t}, L_{4,t}, M_{s,t}; s=3, 4, 5, 6, 7, 10, 11, 12$	25.351%	36.218%
<i>ARIMAX</i> (1,0,1), $t, L_{1,t-1}, L_{2,t-1}, L_{3,t-1}, L_{2,t}, L_{3,t}, L_{4,t}, M_{s,t}; s=3, 4, 5, 6, 7, 10, 11, 12$	27.237%	42.698%

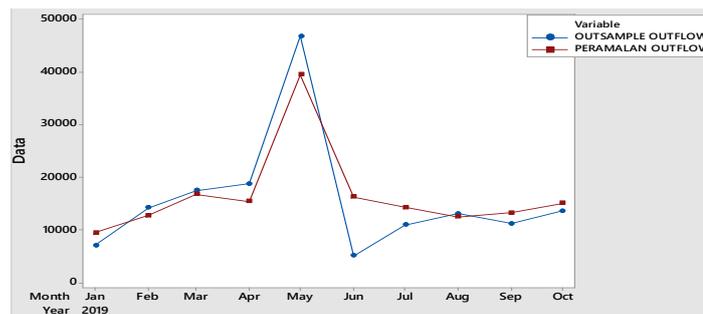
Lanjutan Tabel 2. *MAPE In-sample* dan *MAPE Out-sample* dari Model *ARIMAX* dan *SARIMAX* untuk Data *Inflow* dan *Outflow*

<i>ARIMAX</i> (2,0,1), t , $L_{1,t-1}$, $L_{2,t-1}$, $L_{3,t-1}$, $L_{2,t}$, $L_{3,t}$, $L_{4,t}$, $M_{s,t}$; $s=3, 4, 5, 6, 7, 10, 11, 12$	26.274%	41.631%
Model <i>ARIMAX</i> Tren Stokastik		
<i>ARIMAX</i> (1,1,1), $L_{1,t-1}$, $L_{2,t-1}$, $L_{2,t}$, $L_{3,t}$, $L_{4,t}$, $M_{s,t}$; $s=3,4,5,6,7,10,11,12$	26.862%	37.903%
<i>ARIMAX</i> (2,1,1), $L_{1,t-1}$, $L_{2,t-1}$, $L_{2,t}$, $L_{3,t}$, $L_{4,t}$, $M_{s,t}$; $s=3,4,5,6,7,10,11,12$	26.390%	38.460%
<i>ARIMAX</i> (4,1,0), $L_{1,t-1}$, $L_{2,t-1}$, $L_{2,t}$, $L_{3,t}$, $L_{4,t}$, $M_{s,t}$; $s=3,4,5,6,7,10,11,12$	27.887%	39.291%
<i>ARIMAX</i> (5,1,0), $L_{1,t-1}$, $L_{2,t-1}$, $L_{2,t}$, $L_{3,t}$, $L_{4,t}$, $M_{s,t}$; $s=3,4,5,6,7,10,11,12$	25.675%	38.513%

Hasil perbandingan antara data *out-sample* dengan hasil peramalan data *inflow* dan *outflow* pada bulan Januari 2019 sampai Oktober 2019 menggunakan model terbaik dapat dilihat pada Gambar 8 (a) dan (b).



(a)



(b)

Gambar 8. Perbandingan Data *Out-sample* dengan Hasil Peramalan Model Terbaik (a) *Inflow*, (b) *Outflow*

Gambar 8 (a) terlihat bahwa plot peramalan *inflow* hampir mendekati data aktual *out-sample* dan mampu meramalkan kenaikan yang signifikan pada bulan Juni dimana bulan Juni merupakan bulan terjadinya hari raya Idul Fitri. Hal yang sama juga terlihat pada Gambar 8 (b) bahwa hasil peramalan juga hampir mendekati data aktual *out-sample*

dan mampu meramalkan kenaikan yang signifikan pada bulan Mei dimana bulan Mei merupakan bulan sebelum terjadinya hari raya Idul Fitri. Hasil peramalan *inflow* dan *outflow* pada bulan November 2019 sampai Desember 2020 menggunakan model peramalan terbaik disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Peramalan *Inflow* dan *Outflow* Bulan November 2019 sampai Desember 2020

Bulan	Peramalan <i>Inflow</i> (miliar rupiah)	Peramalan <i>Outflow</i> (miliar rupiah)
November	10472,72	14387,71
Desember	7978,36	23345,36
Januari	15505,81	13238,33
Februari	10490,61	12948,51
Maret	11201,65	18183,26
April	10240,86	16463,31
Mei	7239,56	38152,71
Juni	23135,15	17886,77
Juli	12464,95	13728,25
Agustus	11795,89	14649,18
September	10665,60	14062,77
Oktober	11016,44	16696,85
November	11172,00	18227,57
Desember	8765,22	23255,96

5. Kesimpulan

Model terbaik untuk peramalan data *inflow* uang kartal di Bank Indonesia Provinsi DKI Jakarta untuk periode bulan Januari 2009 sampai Oktober 2019 adalah model *ARIMAX* $(1,0,1)$, t , $L_{1,t}$, $L_{2,t}$, $L_{3,t}$, $L_{4,t}$, $L_{2,t+1}$, $L_{3,t+1}$, $L_{4,t+1}$, $M_{s,t}$; $s=1, \dots, 11$. Selain itu, model terbaik untuk peramalan data *outflow* uang kartal di Bank Indonesia Provinsi DKI Jakarta untuk periode bulan Januari 2009 sampai Oktober 2019 adalah model *SARIMAX* $(2,0,1)(0,0,1)^{12}$, t , $L_{1,t-1}$, $L_{2,t-1}$, $L_{3,t-1}$, $L_{2,t}$, $L_{3,t}$, $L_{4,t}$, $M_{s,t}$; $s=3, 4, 5, 6, 7, 10, 11, 12$.

Hasil peramalan data *inflow* uang kartal di Bank Indonesia Provinsi DKI Jakarta untuk bulan November 2019 sampai Desember 2020 adalah 10472,72; 7978,36; 15505,81; 10490,61; 11201,65; 10240,86; 7239,56; 23135,15; 12464,95; 11795,89; 10665,60; 11016,44; 11172,00; dan 8765,22 miliar rupiah. Sedangkan hasil peramalan data *outflow* uang kartal di Bank Indonesia Provinsi DKI Jakarta untuk bulan November 2019 sampai Desember 2020 menggunakan model adalah 14387,71; 23345,36; 13238,33;

12948,51; 18183,26; 16463,31; 38152,71; 17886,77; 13728,25; 14649,18; 14062,77; 16696,85; 18227,57; dan 23255,96 miliar rupiah.

Daftar Pustaka

- [1] Bank Indonesia. *Metadata Uang Kartal yang Diedarkan*. <https://www.bi.go.id/id/statistik>. Diakses pada tanggal 17 November 2019.
- [2] Lee, M.H., Suhartono, and Hamzah, N. A. Calendar Variation Model Based on *ARIMAX* for Forecasting Sales Data with Ramadhan Effect. *Regional Conference on Statistical Science (349-361)*. Universiti Teknologi MARA (UiTM), Malaysia. 2010.
- [3] Rachmawati, N.I., Setiawan, dan Suhartono. Peramalan Inflow dan Outflow Uang Kartal Bank Indonesia di Wilayah Jawa Tengah dengan Menggunakan *ARIMA*, Time Series Regression, dan *ARIMAX*. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 4(2), 2337-3520. 2015.
- [4] Effendi, A. R. *Peramalan Banyaknya Penumpang yang Berangkat dari Pelabuhan Belawan menggunakan Model SARIMAX*. Skripsi Program Studi Statistika FMIPA. Universitas Sebelas Maret. Surakarta. 2019.
- [5] Hanke, J.E., and Wichern, D.W. *Business Forecasting 8th Edition*. Prentice Hall, New York. 2005.
- [6] Wei, W.W.S. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. Pearson Education Inc, New York. 2006.
- [7] Gujarati, N.D. *Basic Econometrics 4th Edition*. The McGraw-Hill Companies, New York. 2004.
- [8] Montgomery, Douglass C., Peck, Elizabeth A., and Vining, G. G. *Introduction to Linear Regression Analysis Fifth Edition*. John Wiley and Sons Inc, Canada. 2012.