

Peramalan tingkat bunga bi 7-day repo rate menggunakan arima serta dampaknya bagi investor

Nabilla Fadia Paramitha¹, Niken Hapsari Agustiningrum^{2*}, Ni Made Ganesh P C³, Hasna Afifah Rusyda⁴

^{1,2,3,4}Mahasiswa Jurusan Ilmu Aktuaria FMIPA Universitas, Padjadjaran.

^{*}Email: hpsri.niken@gmail.com

Abstrak

BI 7-Day Repo Rate merupakan suku bunga acuan baru yang ditetapkan mulai tahun 2016. Suku bunga acuan ini memiliki tenor yang lebih singkat dibandingkan dengan BI Rate yaitu hanya 7 hari. Singkatnya tenor BI 7-Day Repo Rate ini diharapkan akan meningkatkan efektivitas kebijakan moneter jika suatu saat terjadi perubahan, baik kenaikan ataupun penurunan, sehingga dampak terhadap perekonomian dapat dengan cepat teratasi. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan tingkat BI 7-Day Repo Rate selama lima periode ke depan (Desember 2020 s.d April 2021) hingga nantinya dapat menjadi acuan bagi para investor untuk mengalokasikan dananya dalam investasi ataupun didepositkan di lembaga perbankan. Data yang digunakan merupakan data primer mengenai nilai BI 7-Day Repo Rate selama periode Maret 2019 s.d November 2020 yang tercantum pada laman resmi BI. Peramalan BI 7-Day Repo Rate ini menggunakan model ARIMA (0,1,1) dengan konstanta (*drift*). Hasil peramalan pada penelitian ini menemukan bahwa BI-7 Day Repo Rate di periode Desember 2020 s.d. April 2021 akan selalu menurun dan berada pada kisaran 3-3.5%.

Kata Kunci: Arima; ekonomi; bi 7-day repo rate

Forecasting the bi 7-day repo rate using arima and its impact on investors

Abstract

BI 7-Day Repo Rate is a new monetary policy started in 2016. This new interest rate has a shorter time than the BI Rate, which is only 7 days. In short, the 7-Day Repo Rate BI time is expected to increase the effectiveness of monetary policy if one day changes occurred, either increase or decrease, so that the impact on the economy can be quickly resolved. This study aims to predict the BI 7-Day Repo Rate for the next five periods (December 2020 to April 2021) so that later it can become a reference for investors to allocate their funds in investment or deposit them in banking institutions. The data used are primary data regarding the BI 7-Day Repo Rate value during the period March 2019 to November 2020 which is listed on the official BI website. BI 7-Day Repo Rate forecasting uses the ARIMA (0,1,1) model with a constant (*drift*). The results of forecasting in this study found that the BI-7 Day Repo Rate by December 2020 through April 2021 will always decrease and is in the range of 3-3.5%.

Keywords: Arima; economy; bi 7-day repo rate

PENDAHULUAN

Bank sentral merupakan lembaga independen yang memiliki peran penting dalam perekonomian suatu negara. Bank Indonesia sebagai bank sentral memiliki tugas untuk merumuskan & melaksanakan kebijakan moneter, mengatur & menjaga kelancaran sistem pembayaran, serta mengatur & mengawasi bank untuk mencapai kestabilan nilai rupiah.

Salah satu kebijakan moneter yang telah diberlakukan adalah penetapan BI 7-Day Repo Rate. Dalam kebijakan ini, BI hanya mengubah tenor suku bunga kebijakan yang awalnya 360 hari menjadi 7 hari. Tujuan dari kebijakan ini adalah untuk memperkuat efektivitas kebijakan moneter, sehingga setiap ada perubahan, baik itu kenaikan ataupun penurunan, maka dampaknya terhadap suku bunga akan cepat membaik. BI 7-Day Repo Rate erat kaitannya dengan suku bunga deposito dan suku bunga kredit yang terdapat di lembaga perbankan. Ketika BI 7-Day Repo Rate tinggi, maka suku bunga deposito dan suku bunga kredit pun ikut naik. Maka dari itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui waktu yang tepat untuk berinvestasi ataupun melakukan deposit ke lembaga perbankan.

Tinjauan pustaka

BI rate & bi 7-day repo rate

BI Rate merupakan sebuah kebijakan moneter yang dikeluarkan oleh Bank Indonesia sebagai acuan untuk lembaga perbankan lainnya. Misalnya, untuk meningkatkan minat masyarakat dalam mengambil pinjaman di bank maka BI akan memberi stimulus berupa penurunan BI Rate. Penurunan BI Rate diharapkan akan memacu lembaga perbankan untuk menurunkan suku bunga deposito dan suku bunga kredit begitupun sebaliknya.

Secara umum, penetapan BI Rate akan disesuaikan dengan kondisi perekonomian. Salah satu faktor penetapan nilai BI Rate adalah inflasi dimana hubungan BI Rate dengan inflasi itu sendiri berbanding lurus. Sebagai contoh, BI akan memperketat peredaran uang ketika harga-harga melonjak tinggi. Karena, banyaknya uang yang beredar di masyarakat akan menyebabkan naiknya tingkat inflasi. Lembaga perbankan pun lebih suka menyimpan uangnya di BI daripada meminjamkannya ke nasabah.

Diharapkan dengan sedikitnya uang yang beredar di masyarakat, inflasi perlahan-lahan akan turun. Jika sudah begitu, kondisi finansial secara umum akan menjadi stabil dan Bank Indonesia (BI) bisa menurunkan BI Rate. Lembaga perbankan yang sempat membatasi pemberian pinjaman kembali membuka peluang pemberian pinjaman bagi masyarakat. Dengan demikian, banyak usaha/UKM baru yang lahir dan banyak lowongan pekerjaan yang tersedia. Perekonomian pun dengan sendirinya bertumbuh. Namun lembaga perbankan harus menunggu terlebih dahulu selama setahun untuk bisa menarik uangnya. Karena itu, peredaran uang tidak seketika langsung meningkat.

Untuk mengatasi hal itu, terhitung sejak tanggal 19 Agustus 2016 diberlakukan BI 7-Day Repo Rate (selanjutnya akan disingkat BI7DRR). Tujuan diberlakukannya BI7DRR supaya lembaga perbankan tidak perlu menunggu minimal 1 tahun untuk menarik uang yang tersimpan. Bank-bank bisa menarik uangnya setelah menyimpan selama minimal 7 hari di Bank Indonesia. Kemudian pengembalian tersebut ditambah dengan bunga yang besarnya seperti yang dijanjikan sebelumnya. Diharapkan kebijakan tersebut dapat mengontrol dengan efektif tingkat suku bunga. Yang tentunya berdampak pada penyaluran kredit dari bank-bank ke masyarakat menjadi lebih lancar.

Stasioneritas

Dalam melakukan forecasting dengan metode ARIMA, langkah pertama yang perlu dilakukan adalah melihat kestasioneritasnya dengan menggunakan plot data. Plot data yang dimaksud adalah plot data time series, korelogram Auto Correlation Function (ACF) dan Partial Auto Correlation Function PACF. Suatu data dikatakan stasioner apabila pola datanya berada pada kesetimbangan dan variansi disekitar nilai rata-rata yang konstan. Apabila dibuat sebuah plot data time series, akan terlihat pola datanya tidak memiliki unsur tren dan atau tidak memiliki unsur musiman. Sedangkan apabila dilihat melalui korelogram ACF, suatu data dikatakan stasioner jika korelogram tersebut turun mendekati nol secara cepat. Apabila terdapat tren, maka data tersebut nonstasioner.

Stasioner diklasifikasikan menjadi 3, yaitu:

Tidak stasioner: stasioner pada varians dan tidak stasioner pada rata-rata;

Stasioner lemah: stasioner pada rata-rata dan tidak stasioner pada varians; dan
 Stasioner kuat: stasioner pada varians dan stasioner pada rata-rata.

Differencing

Ketika data yang diobservasi bukan termasuk stasioner kuat, maka diperlukan proses *differencing*. *Differencing* dilakukan sebanyak d kali (orde ke- d) dengan cara mengurangkan data aktual pada periode ke t dengan data aktual pada periode ke $t-1$. Bentuk umum dari proses *differencing* orde ke- d adalah:

$$\nabla^d Y_t = (1-B)^d Y_t \quad [1]$$

Autocorrelation function (ACF)

ACF merupakan korelasi antar nilai suatu data pengamatan pada periode ke t sampai dengan periode ke $t-1$. Koefisien autokorelasi pada lag- k (r_k) dapat dicari dengan perumusan sebagai berikut:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}, k = 1, 2, \dots \quad [2]$$

dengan,

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t}{n} \quad [3]$$

Y_t = Nilai data aktual pada periode ke - t

Partial autocorrelation function (pacf)

PACF merupakan korelasi antar Y_t dan Y_{t+k} apabila pengaruh dari $Y_{t-1}, \dots, Y_{t+k-1}$ dianggap terpisah atau diabaikan (independent). Fungsi autokorelasi parsial dapat dicari dengan menggunakan perumusan sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} \quad [4]$$

$$\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-j}; \quad j = 1, 2, \dots, k-1 \quad [5]$$

Model time series

Terdapat beberapa model *time series* yang dapat digunakan berdasarkan signifikansi lag- k pada korelogram ACF dan PACF. Berikut merupakan model-model yang dapat digunakan:

Model Autoregressive (AR)

Autoregressive (AR) merupakan suatu bentuk regresi yang menghubungkan nilai-nilai sebelumnya. Korelogram ACF pada model AR akan menurun mengikuti bentuk eksponensial dan atau seperti gelombang sinus. Sedangkan untuk korelogram PACF, terdapat lag ke- k yang signifikan. Model AR dengan order p dinotasikan dengan $AR(p)$. Berikut merupakan bentuk umum model $AR(p)$:

$$Y_t = \mu' + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \quad [6]$$

dengan:

μ' = suatu konstanta

ϕ_p = parameter autoregresif ke- p

e_t = galat pada saat t

Model moving average (ma)

Moving Average (MA) merupakan suatu metode yang dilakukan dengan mengambil sekelompok nilai observasi dan dicari rata-ratanya untuk dijadikan sebagai peramalan untuk periode yang akan datang. $MA(q)$ merupakan notasi dari model MA dengan order q . Bentuk umum model $MA(q)$ adalah:

$$Y_t = \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots + \theta_q e_{t-q} \quad [7]$$

dengan:

μ' = suatu konstanta

θ_p = parameter *moving average* ke- p

e_t = galat pada saat t

Model autoregressive integrated moving average (arima) dengan drift

Model ARIMA dengan *drift* merupakan model yang digunakan untuk data yang memiliki unsur tren dan non-stasioner. Model ARIMA dengan $AR(p)$, *differencing* orde ke- d , dan $MA(q)$ adalah $ARIMA(p,d,q)$. Apabila $d=0$, maka model tersebut akan menjadi model ARMA(p,q). Bentuk umum model $ARIMA(1,0,1)$ yaitu:

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^2 \left(y_t - \frac{\mu t^d}{d!} \right) = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) e_t \quad [8]$$

Penentuan model terbaik ARIMA, dapat dilihat dari *Akaike's Information Criterion (AIC)*. Semakin kecil nilai *AIC*, semakin baik model yang digunakan. Perumusan untuk $AIC(k)$ adalah:

$$AIC(k) = T \ln(\hat{\sigma}_\varepsilon^2) + 2k \quad [9]$$

dengan;

k = jumlah parameter dalam model

T = jumlah data yang diobservasi

$\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ = taksiran variansi dari galat

Estimasi parameter

Estimasi parameter merupakan tahapan untuk mengetahui signifikan atau tidaknya parameter model ARIMA. Estimasi parameter dilakukan dengan uji hipotesis, di mana hipotesis yang diuji adalah:

$H_0 : \theta = 0$ (parameter ARIMA tidak signifikan)

$H_1 : \theta \neq 0$ (parameter ARIMA signifikan)

H_0 ditolak apabila $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}; df=n-n_p}$ dengan,

$$t = \frac{\hat{\theta}}{stdev(\hat{\theta})} \quad [10]$$

np = jumlah parameter

Uji diagnostik

Uji Diagnostik dilakukan untuk memenuhi syarat *white noise*, yaitu standardized residual memiliki mean 0 dan variansi 1. Residual yang telah dihitung berdasarkan model yang telah diestimasi dikatakan bersifat *white noise* apabila data yang dihitung menggunakan model memiliki sifat yang mirip dengan data asli atau tidak mengandung korelasi serial residual. Uji Diagnostik dilakukan menggunakan Uji *Ljung-Box test* dengan hipotesis:

H_0 : Residual memenuhi syarat *white noise*

H_1 : Residual tidak memenuhi syarat *white noise*

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad [11]$$

H_0 ditolak apabila $Q > \chi_{\alpha, df=K-p-q}^2$ atau $p\text{-value} > \alpha$

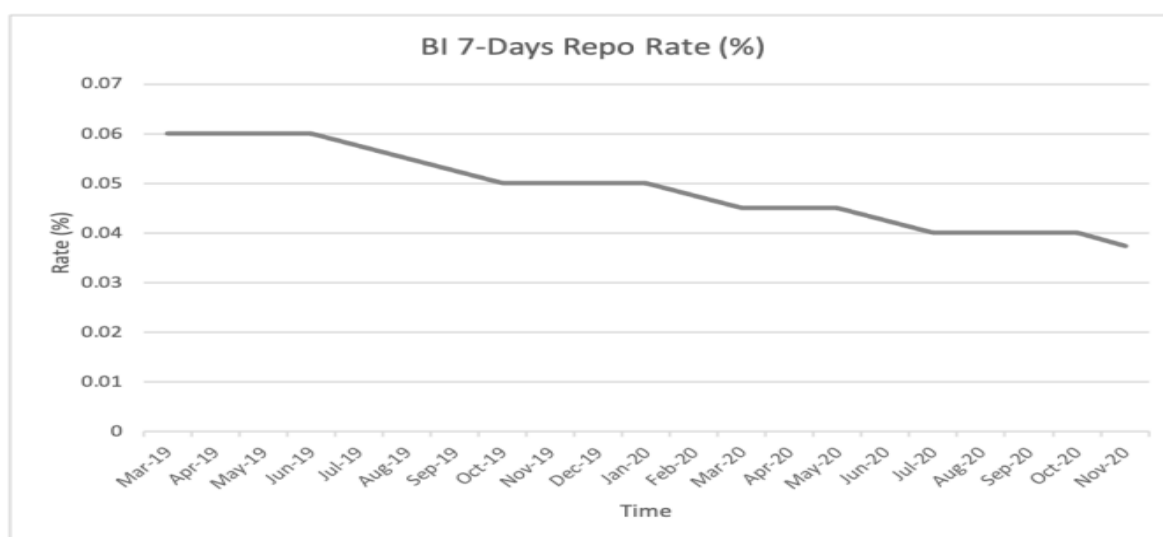
Forecasting

Forecasting merupakan tahapan akhir yaitu meramalkan data di masa yang akan datang. Peramalan yang paling baik adalah peramalan di mana data di masa yang akan datang memiliki galat sekecil mungkin. Perumusan yang digunakan untuk *forecasting* adalah:

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^2 \left(y_t - \frac{\mu t^d}{d!} \right) = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) e_t \quad [12]$$

METODE

Metode peramalan yang digunakan adalah metode ARIMA (p,d,q). Data untuk penelitian ini diambil dari data BI 7-Day Repo Rate pada laman www.bi.go.id. Pada penelitian ini, dikumpulkan data deret waktu dari BI 7-Day Repo Rate selama 21 periode dari Maret 2019 hingga November 2020. Grafik data asli ditunjukkan pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. Grafik bi 7-days repo rate periode maret 2019 s.d. november 2020

Sumbu-x pada grafik diatas merepresentasikan waktu sedangkan sumbu-y merepresentasikan tingkat BI 7-Day Repo Rate.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada sub judul ini, akan membahas analisis data beserta pemodelan yang dilakukan secara detil.

Langkah 1: Cek Stasioneritas Data

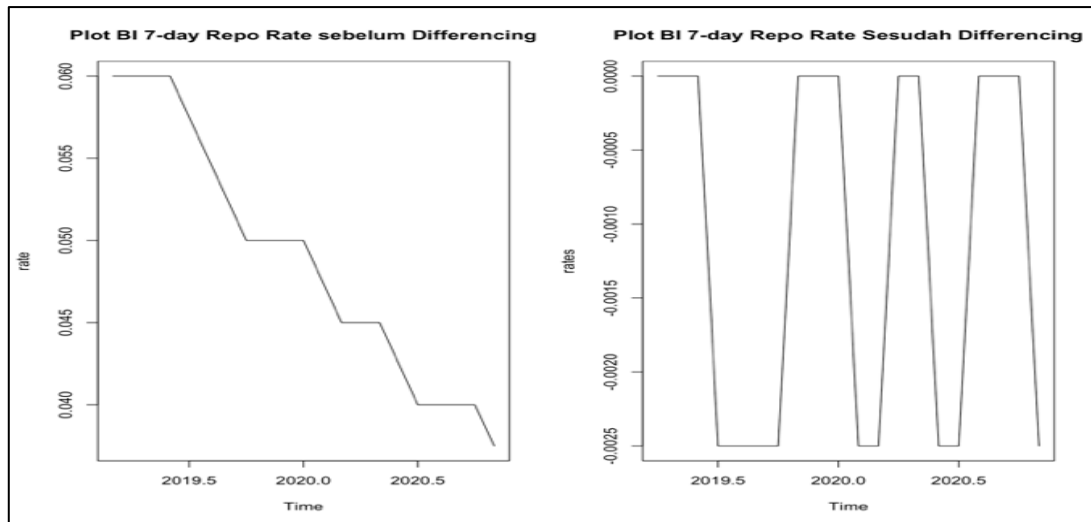
Uji stationeritas data diperlukan untuk mengetahui apakah data termasuk ke dalam stasioner kuat. Pengecekan stasioneritas dapat dilakukan dengan menggunakan Augmented Dickey-Fuller Test dan didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 1. Uji Stasioneritas Data

	P-Value
Sebelum Differencing	0.3798
Sesudah Differencing	0.01
Taraf Signifikansi	0.05
Hipotesis Alternatif	Data sudah stasioner

Dengan taraf signifikansi sebesar 0.05 dapat disimpulkan bahwa untuk data sebelum *differencing* dengan p-value sebesar $0.3798 > 0.05$ maka data tidak stasioner. Sehingga perlu dilakukan *differencing* agar data menjadi stasioner. Setelah dilakukan differencing 1 kali ($d = 1$), didapatkan p value sebesar 0.01 sehingga untuk data yang telah melalui proses *differencing* dapat disimpulkan bahwa data tersebut stasioner.

Setelah melakukan pengecekan stasioneritas, terlihat perbedaan data sebelum dan sesudah melakukan *differencing* yang ditunjukkan dalam grafik 2 berikut:

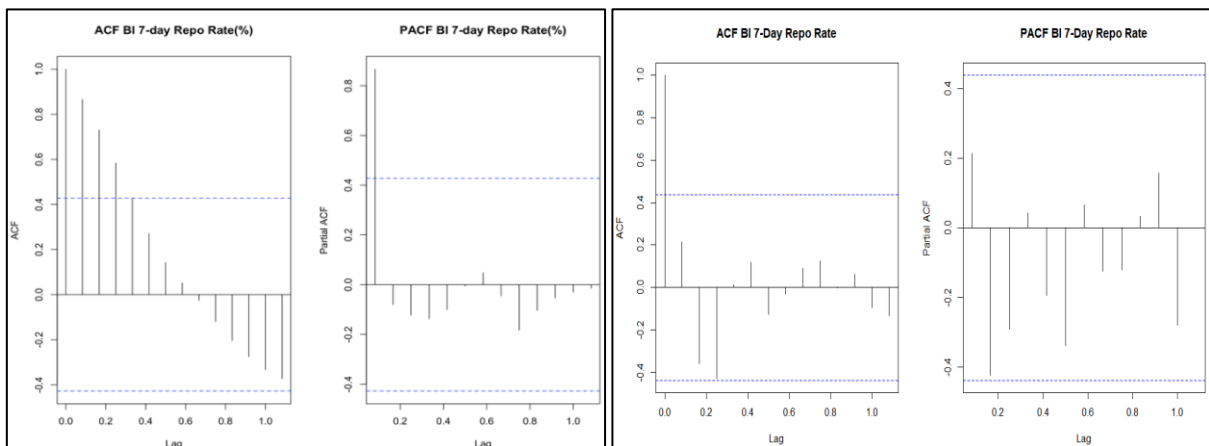


Gambar 2. Grafik 7-Days Repo Rate sebelum (kiri) dan sesudah (kanan) di *differencing*

Terlihat pada gambar 2 bahwa setelah melalui proses *differencing*, data tersebut stasioner dalam rata-rata dan stasioner pada varians.

Langkah 2: Menentukan Orde ARIMA(p,d,q) berdasarkan ACF dan PACF

Korelogram *Auto Correlation Function* (ACF) dan *Partial Auto Correlation Function* (PACF) diperlukan untuk menentukan model ARIMA. Grafik 3 menunjukkan grafik ACF dan PACF dari data sebelum *differencing* dan grafik 4 menunjukkan grafik ACF dan PACF dari data yang telah di-*differencing* satu kali. Dalam grafik ini, sumbu x merepresentasikan lag ke-k, dan sumbu y merepresentasikan nilai dari ACF dan PACF nya.



Gambar 3. Korelogram ACF dan PACF sebelum dan sesudah di *differencing*

Berdasarkan gambar 4, dapat dilihat bahwa ACF signifikan lag ke-1 sedangkan untuk grafik PACF, tidak ada lag yang signifikan. Sehingga berdasarkan korelogram ACF, PACF didapatkan model terbaiknya ARIMA(0,1,1).

Langkah 3: Penentuan Model ARIMA

Model ARIMA terbaik dapat ditentukan dengan melihat nilai Akaike Information Criterion (AIC) terkecil. Dalam perhitungan kali ini, ditentukan dugaan model ARIMA yaitu ARIMA(0,1,1) ; ARIMA(1,1,0) ; ARIMA (1,1,1) ; ARIMA (2,1,3) .

Tabel 2. Nilai aic untuk model arima

Model ARIMA	AIC
ARIMA(0,1,1)	-208.32
ARIMA(1,1,0)	-206.10
ARIMA(1,1,1)	-207.59

Langkah 4: Uji signifikansi parameter

Berdasarkan pada hasil dalam langkah sebelumnya, maka akan dilakukan uji signifikansi parameter dari model ARIMA(0,1,1), dengan:

$$H_0 : \theta = 0$$

$$H_1 : \theta \neq 0$$

sehingga didapatkan hasil dari uji signifikansi tersebut sebagai berikut:

Tabel 3. uji signifikansi parameter

	Koefisien	t	Titik Kritis	Kesimpulan
MA1	0.54377739	2.145415	2.093024	Signifikan
Konstanta/Drift	-0.001149054	2.587177	2.093024	Signifikan

Dari hasil di atas, dapat disimpulkan bahwa parameter dari ARIMA(0,1,1) signifikan sehingga model ini dapat digunakan untuk proses peramalan.

Langkah 5: Uji diagnostik

Uji diagnostik dilakukan dengan menggunakan Ljung-Box test untuk memenuhi syarat bahwa residualnya bersifat *white noise*. Untuk mengetahui apakah residual memenuhi syarat *white noise* dan berdistribusi normal, dilakukan perhitungan menggunakan Kolmogorov-Smirnov dan *Ljung-Box test* dan didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4. Uji diagnostik

Uji diagnostik	p-value	Taraf signifikansi	Kesimpulan
Kolmogorov-Smirnov	0.6028	0.05	Residual mengikuti distribusi normal
Ljung-Box	0.08238	0.05	Residual memenuhi syarat <i>white noise</i>

Dari hasil pengujian di atas dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(0,1,1) adalah model terbaik yang dapat digunakan untuk peramalan data.

Langkah 5: Peramalan

Menggunakan model ARIMA(0,1,1) selama lima periode kedepan, didapatkan BI 7-Day Repo Rate sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil peramalan bi 7-days repo rate

Periode	BI 7-day repo rate
Desember 2020	0.03533757
Januari 2021	0.03418851
Februari 2021	0.03303946
Maret 2021	0.03189040
April 2021	0.03074135

SIMPULAN

Berdasarkan hasil peramalan di atas, didapatkan BI 7-Day Repo Rate selama bulan Desember 2020-April 2021 berada dikisaran 3-3.5%. Dengan tingkat suku bunga acuan yang rendah, maka suku bunga deposito dan suku bunga kredit perbankan pun cenderung rendah. Rendahnya kedua tingkat suku bunga ini mengakibatkan investor lebih memilih untuk berinvestasi, baik melalui pasar modal ataupun property, dibandingkan dengan menyimpan dananya di lembaga perbankan.

DAFTAR PUSTAKA

Aljannah, R. A. (2018). Analisis Pengaruh 7 Day Rate Repo, Inflasi, Nilai Tukar, dan PDB terhadap Indeks Harga Saham Sektor Properti (Studi Empiris di Bursa Efek Indonesia). *Jurnal Akuntansi*, 5(2), 96–106.

- As'ad, M., Wibowo, S. S., & Sophia, E. (2017). Peramalan Jumlah Mahasiswa Baru dengan Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *JIMP-Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan*, 2(3).
- Aziz, S., Sayuti, A., & Mustakim, M. (2017). Penerapan Metode ARIMA untuk Peramalan Pengunjung Perpustakaan UIN Suska Riau. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Komunikasi Dan Industri*, 186–193.
- BI 7-day (Reverse) Repo Rate. (n.d.). Retrieved November 28, 2020, from <https://www.bi.go.id/id/moneter/bi-7day-RR/data/Contents/Default.aspx>
- Braiman, Y., Family, F., & Hentschel, H. G. E. (2016). Introduction to Time Series and Forecasting. In *Springer Texts in Statistics* (Vol. 68, Issue 22). <https://doi.org/10.1063/1.115817>
- Hyndman, R. J. (2012). *Constants and ARIMA models in R*. Retrieved November 30, 2020, from <https://robjhyndman.com/hyndsight/arimaconstants/>
- Hyndman, R. J. (2014). *Testing for trend in ARIMA models*. Retrieved November 30, 2020, from <https://robjhyndman.com/hyndsight/arima-trends/>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting : Principles and Practice. II*.
- Suyitno. (2011). Pengestimasian Parameter Model Autoregresif pada Analisis Deret Waktu Univariat. *EKSPONENSIAL*, 2.
- Warjiyo, P. (2014). Bank Indonesia Bank Sentral Republik Indonesia Sebuah Pengantar. *Bank Indonesia*, 1(1), 61–129. https://www.bi.go.id/id/statistik/sistem-pembayaran/uang-elektronik/contents/transaksi.aspx%0Ahttps://www.bi.go.id/id/ruang-media/siaran-pers/pages/sp_165814.aspx%0Ahttps://www.bi.go.id/id/ruang-media/siaran-pers/Pages/sp_165814.aspx
- Yuliani, W. D., Prasetyo, D. D., & (n.d.), I. (2013). *Penaksiran Parameter Model ARIMA dengan Menggunakan Algoritma Genteika*. 53(9), 1689–1699.