

## PEMODELAN PRODUK DOMESTIK BRUTO (PDB) DENGAN PENDEKATAN VECTOR ERROR CORRECTION MODEL (VECM)

Aldi Anugerah Sitepu<sup>1\*</sup>, Bertho Tantular<sup>2</sup>, Gumgum Darmawan<sup>3</sup>, Resa Septiani Pontoh<sup>4</sup>, Defi Yusti Faidah<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5,6</sup>Program Studi Statistika, Universitas Padjadjaran  
aldi19003@mail.unpad.ac.id\*

e-ISSN: 2985-7996

### Article History:

Received: 25-02-2023

Accepted: 29-03-2023

**Abstrak** : Produk Domestik Bruto (PDB) memiliki peran yang sangat penting dalam untuk mengerti kondisi perekonomian negara. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan variabel PDB dengan mempertimbangkan variabel RTGS (*Real Time Gross Settlement*). Akan tetapi, data yang digunakan dalam penelitian ini tidak memenuhi asumsi stasioner. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *Vector Error Correction Model* (VECM) yang merupakan salah satu model multivariat runtun waktu yang merupakan bentuk *Vektor Autoregressive* terestriksi dengan data yang tidak stasioner namun kombinasi liniernya memiliki kointegrasi. Hasil analisis model tersebut adalah terdapat kointegrasi antara PDB dan RTGS. Parameter model diestimasi dengan hasil estimasi jangka panjang RTGS signifikan sebesar -0,8828. Dari analisis kausalitas Granger terdapat hubungan satu arah PDB dengan RTGS. Akurasi model ditunjukkan oleh nilai MAPE sebesar 0,10%.

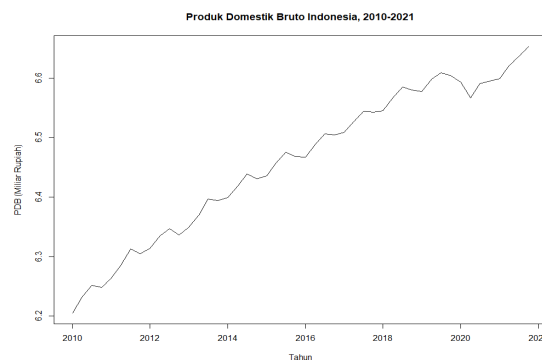
**Kata Kunci** : *Vector Error Correction Model, Real Time Gross Settlement, Produk Domestik Bruto*



## PENDAHULUAN

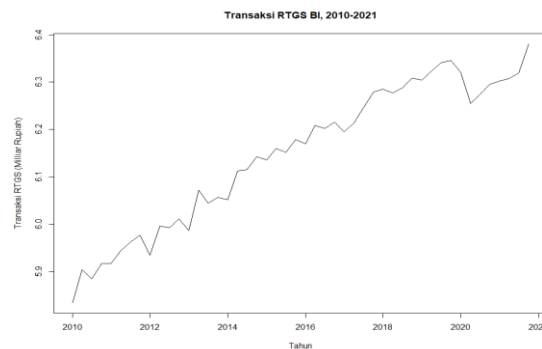
Dalam masyarakat modern, tidak ada kegiatan ekonomi yang tidak melakukan kegiatan transfer dana. Sistem pembayaran memainkan peranan penting dalam sirkulasi dana di seluruh perekonomian. Bahkan, ukuran kemajuan ekonomi suatu negara sering diidentikkan dengan kemajuan infrastruktur sistem pembayarannya. Khususnya dalam stabilitas moneter, stabilitas sistem pembayaran sangat penting untuk menjamin kelancaran transaksi pembayaran non-tunai yang dilakukan oleh masyarakat dan dunia usaha, serta untuk mendukung stabilitas sistem keuangan dan pelaksanaan kebijakan moneter (Bank Indonesia, 2006).

Sistem BI-RTGS atau disebut RTGS adalah infrastruktur yang digunakan sebagai sarana transfer dana elektronik yang setelmennya dilakukan seketika per transaksi secara individual. Sistem BI-RTGS berperan penting dalam pemrosesan aktivitas transaksi pembayaran, khususnya untuk memproses transaksi pembayaran yang termasuk High Value Payment System (HVPS) atau transaksi bernilai besar yaitu transaksi Rp.100 juta ke atas dan bersifat segera (urgent) (Bank Indonesia, 2006). Biaya transaksi muncul karena adanya transfer kepemilikan atau, lebih umum, hak-hak kepemilikan (Williamson, 1991). Untuk itu, semakin besar nominal transaksi RTGS dapat mengidentifikasi semakin besarnya kegiatan ekonomi yang dilakukan oleh masyarakat. Kegiatan ekonomi dapat tergambarkan oleh PDB (Produk Domestik Bruto) yang bertujuan untuk meringkas aktivitas ekonomi dalam suatu nilai uang tertentu selama periode waktu tertentu.



**Gambar 1.** PDB Indonesia 2010 - 2021

Berdasarkan gambar 1, menunjukkan bahwa persentase PDB dari tahun 2011 hingga 2019 menunjukkan tren meningkat. Kemudian pada Triwulan I 2020 PDB mengalami penurunan yang mana cukup signifikan yang disebabkan oleh Pandemi Covid-19 yang menyebabkan adanya ketidakstabilan perekonomian Indonesia. Lalu pada Triwulan II 2020 menunjukkan peningkatan yang signifikan dimana menandakan pemulihan ekonomi Indonesia.



**Gambar 2.** Nominal Transaksi RTGS 2010 - 2021

Berdasarkan grafik pada gambar 2, dapat terlihat bahwa transaksi RTGS selama kurang lebih 10 tahun terus menunjukkan peningkatan dimana transaksi tertinggi mencapai 2401,86 Triliun Rupiah pada Triwulan IV 2021. Berdasarkan teori Fisher (Nopirin, 1998) mengenai kuantitas uang, uang memiliki pengaruh kepada ekonomi tetapi sifat dari pengaruhnya hanya terbatas pada variabel nominal semata yang mana dapat diartikan bahwa dalam hal ini transaksi RTGS memiliki pengaruh terhadap perekonomian yang dijelaskan melalui PDB. Pertumbuhan ekonomi suatu negara biasanya diukur dengan mempergunakan data tentang PDB yang mengukur pendapatan total setiap orang dalam perekonomian di negara tersebut (Firdaus, 2012).

Adapun kemampuan Bank Indonesia untuk mengendalikan PDB sangat terbatas karena perubahan ekonomi yang bersifat fluktuatif dari tahun ke tahun menyebabkan kejadian ekonomi di tahun-tahun mendatang menjadi sulit diprediksi. Selain itu juga, dalam perekonomian biasanya pembentukan model didasarkan atas peramalan sistem persamaan yang diestimasi secara simultan dengan adanya pengaruh dari transaksi RTGS yang diharapkan terjadi hubungan dua arah. Selain itu juga, dengan adanya variabel transaksi RTGS dan variabel PDB yang mengarah kepada pemodelan multivariat serta kondisi data secara deskriptif yang tidak stasioner terhadap rata-rata namun memiliki kointegrasi pada antar variabelnya. ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) tidak dapat digunakan dalam studi kasus ini dikarenakan ARIMA membentuk model dengan variabel univariat bukan multivariat. Metode VAR (Vector Autoregression) juga tidak dapat digunakan dalam studi kasus ini dikarenakan VAR mengharuskan untuk memenuhi asumsi stasioneritas pada level, sedangkan pada data ini tidak memenuhi asumsi stasioneritas pada level. Sehingga diperlukan model yang sesuai untuk memprediksi gambaran perkembangan perekonomian di masa yang akan datang. Tujuan dari penelitian ini adalah memodelkan variabel berupa Produk Domestik Bruto (PDB) dengan mempertimbangkan variabel transaksi RTGS dan mendapatkan nilai ramalan Produk Domestik Bruto (PDB) dengan mempertimbangkan variabel transaksi RTGS selama dua tahun ke depan.

## METODE PENELITIAN

### 1. Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yaitu data transaksi RTGS dan Pertumbuhan Domestik Bruto (PDB) yang diperoleh dari Bank Indonesia dan Badan Pusat Statistik. Data-data tersebut memiliki periode triwulanan dalam rentang 2010–2021.

## 2. Teknis Analisis Data

Analisis Data dilakukan menggunakan metode VECM dengan bantuan software statistika yaitu E-Views. Langkah – langkah analisis secara berturut – turut adalah :

- a. Uji Stasioneritas
- b. Penentuan Lag Optimum
- c. Uji Kointegrasi
- d. Estimasi Parameter VECM
- e. Uji Kausalitas Granger
- f. Uji Stabilitas Akar
- g. Uji Portmanteau
- h. Peramalan
- i. Impulse Response Function
- j. Forecast Error Variance Decomposition

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis data dilakukan menggunakan metode VECM dengan bantuan *software* statistika.

### A. Identifikasi Data

#### 1. Stasioneritas Data

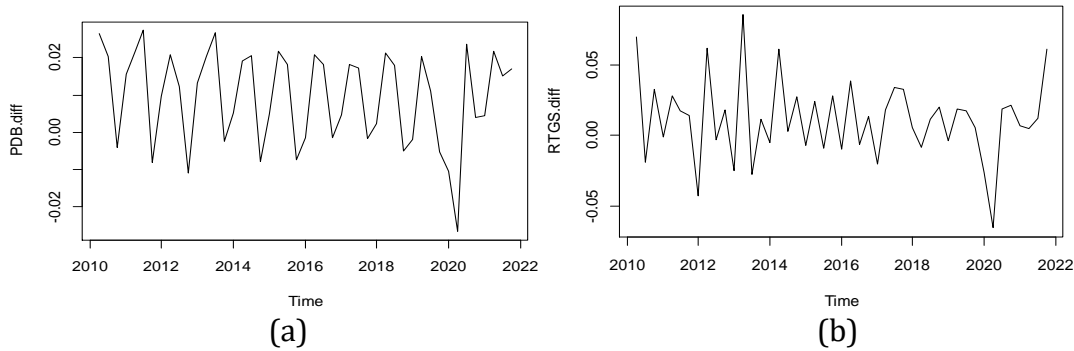
Sebelum melakukan tahapan analisis, perlu dilakukan adanya pengujian stasioneritas pada seluruh variabel penelitian. Uji kointegrasi akan menjadi bermakna jika variabel penelitian yang diteliti belum stasioner dan terintegrasi pada derajat yang sama. Berdasarkan Gambar 1 dan Gambar 2 pada latar belakang, secara deskriptif dapat disimpulkan bahwa semua variabel tidak stasioner. Untuk memvalidasi kestasioneran data dapat diketahui dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Hasil pengujian stasioner menggunakan uji ADF dapat dilihat pada tabel berikut:

**Tabel 1.** Hasil Uji Stasioneritas Data sebelum di-*differencing*

Variabel	<i>p-value</i>	Keterangan
PDB	0.75	Tidak Stasioner
RTGS	0.88	Tidak Stasioner

Berdasarkan hasil uji ADF pada Tabel 1 diperoleh bahwa variabel PDB memiliki *p-value* (0,75) >  $\alpha$  (0,05), maka  $H_0$  diterima, artinya dengan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan data PDB tidak stasioner. Selanjutnya, variabel RTGS memiliki *p-value* (0,88) >  $\alpha$  (0,05), maka  $H_0$  diterima, artinya dengan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan data RTGS tidak stasioner.

Dikarenakan secara keseluruhan didapatkan bahwa semua variabel tidak stasioner, maka perlu dilakukan *differencing* pada kedua variabel. Setelah dilakukan *differencing* maka dilakukan kembali pengujian stasioner menggunakan uji ADF.



**Gambar 3.** Plot Data setelah di-differencing

(a) Plot PDB setelah di-differencing (b) Plot RTGS setelah di-differencing

Gambar 3 merupakan plot data yang telah didifferencing sebanyak satu kali. Berdasarkan gambar di atas, dapat disimpulkan bahwa data mulai menunjukkan stasioner. Lalu untuk memvalidasi kestasioneran data dapat dilakukan dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Hasil pengujian stasioner menggunakan uji ADF dapat dilihat pada tabel berikut:

**Tabel 2.** Hasil Uji Stasioneritas Data yang telah di differencing

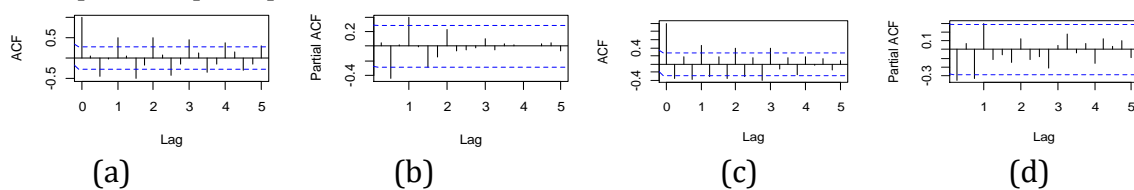
Variabel	<i>p-value</i>	Keterangan
PDB	0.04	Stasioner
RTGS	0.01	Stasioner

Berdasarkan Tabel 2 diperoleh bahwa variabel PDB memiliki *p-value* (0.04) <  $\alpha$  (0,05), maka  $H_0$  ditolak, artinya dengan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan data PDB stasioner. Selanjutnya, variabel RTGS memiliki *p-value* (0.01) <  $\alpha$  (0,05), maka  $H_0$  ditolak, artinya dengan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan data RTGS stasioner.

Secara keseluruhan dapat disimpulkan bahwa semua variabel penelitian yang akan digunakan telah stasioner pada *first difference* dan terintegrasi pada derajat satu atau I(1) sehingga analisis kointegrasi dapat bermakna untuk mengetahui apakah data penelitian ini selanjutnya dianalisis menggunakan metode VAR *in difference* atau VECM.

2. Penentuan Lag Optimum

Penentuan lag optimum merupakan tahapan yang sangat penting dalam pemodelan menggunakan VAR atau VECM. Lag Optimum adalah panjang lag yang dapat memberikan pengaruh atau respon yang signifikan dalam mendeteksi pengaruh dari setiap variabel terhadap variabel yang lain. Pada Gambar 4 merupakan plot ACF dan PACF yang akan digunakan untuk menentukan lag optimum pada penelitian tersebut.



**Gambar 4.** Plot ACF dan PACF

(a) Plot ACF PDB (b) Plot PACF PDB (c) Plot ACF RTGS (d) Plot PACF RTGS

Dari gambar 4 dapat terlihat bahwa pada variabel PDB yang telah di-*differencing*, terlihat ACF cut off pada lag 2 dan PACF cut off di lag 2. Lalu, pada variabel RTGS yang telah di-*differencing*, terlihat ACF cut off pada lag 1 dan lag 3 sedangkan PACF cut off di lag 1 dan lag 3.

Untuk memvalidasi penentuan lag optimum secara statistik, maka dalam penentuan *lag* optimum digunakan kriteria yaitu AIC.

**Tabel 3.** Hasil Pengujian *Lag* Optimum

Lag	AIC
1	- 16,2708
2	- 16,4041
3	- 16,6633
4	- 16,6347

Berdasarkan tabel 3, dengan menggunakan kriteria AIC, diperoleh bahwa nilai AIC memiliki nilai terkecil pada *lag* 3, sehingga dapat disimpulkan bahwa *lag* optimum yang akan digunakan pada penelitian ini adalah *lag* 3.

### 3. Uji Kointegrasi

Pada uji stasioneritas didapatkan bahwa seluruh variabel terintegrasi pada derajat satu atau  $I(1)$ , maka untuk mengetahui apakah analisis dilanjutkan dengan VAR atau VECM dilakukan pengujian kointegrasi. Uji kointegrasi adalah uji yang digunakan untuk mengetahui kestasioneran dari kombinasi linier variabel model *time series* yang tidak stasioner, dan bertujuan untuk mengetahui keseimbangan jangka panjang dari variabel – variabel yang digunakan.

Dalam penelitian ini pengujian dilakukan menggunakan metode *Johansen's Cointegration Test*. Hasil uji kointegrasi disajikan pada Tabel 4 berikut:

**Tabel 4.** Uji Kointegrasi

Hypothesized No. of CE(s)	Trace Statistics	Critical Value 5%
None*	13,28	9,24
At most 1*	58,38	19,96

Berdasarkan tabel di atas maka dapat disimpulkan bahwa kedua variabel yaitu PDB dan RTGS terdapat hubungan jangka panjang sehingga analisis dapat dilanjutkan dengan metode Vector Error Correction Model (VECM).

### 4. Estimasi Parameter VECM

Pada uji kointegrasi didapatkan bahwa adanya kointegrasi pada variabel-variabel yang digunakan, sehingga analisis dilanjutkan dengan melakukan estimasi parameter menggunakan metode *Vector Error Correction Model* (VECM). Pada metode VECM terdapat koefisien penyesuaian penyimpangan dari ketidakseimbangan hubungan jangka pendek atau dikenal sebagai *Error Correction Term* (ECT). Untuk mengetahui bagaimana pengaruh Hasil estimasi VECM dengan bantuan software E-Views dapat terlihat pada Tabel 5 berikut:

**Tabel 5.** Estimasi Parameter VECM Jangka Panjang

Variabel	Coint
$\Delta PDB$	1,0000
$\Delta RTGS$	-0,8828*
Intercept	-1,0316

Berdasarkan tabel 5 dapat dituliskan model persamaan jangka panjang sebagai berikut :

$$W_{PDB,t-1} = ECT_{t-1} = -1,0316 + \Delta PDB - 0,8828\Delta RTGS \quad (4.1)$$

Keterangan:

$ECT_{t-1}$  : Error Correction Term

$\Delta PDB$  : Bentuk *first difference* variabel PDB

$\Delta RTGS$  : Bentuk *first difference* variabel RTGS

Pada persamaan kointegrasi  $W_{PDB,t-1} = ECT_{t-1}$  diperoleh bahwa variabel RTGS berpengaruh signifikan terhadap PDB dalam jangka panjang dengan koefisien sebesar -0.8828 sehingga dapat diartikan bahwa naiknya RTGS sebesar 1 satuan akan berpengaruh terhadap penurunan PDB sebesar 1,1329 dalam jangka panjang.

**Tabel 6.** Estimasi Parameter VECM Jangka Pendek

Variabel	$\Delta PDB_t$	t-hitung
Intercept	0,0142	4,6289*
$CointEq1$	0,3679	2,7126*
$\Delta PDB_{t-1}$	-0,3538	-1,6397
$\Delta RTGS_{t-1}$	0,3268	2,8341*
$\Delta PDB_{t-2}$	-0,8269	-4,5612*
$\Delta RTGS_{t-2}$	0,2367	2,0543*
$\Delta PDB_{t-3}$	-0,2837	-1,4748
$\Delta RTGS_{t-3}$	0,2426	2,9048*

Keterangan :

\* = Signifikan pada taraf signifikansi 5%

Berdasarkan tabel 6 model VECM dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\Delta PDB_t = 0,0142 + 0,3679 (-1,0316 + PDB_{t-1} - 0,8828RTGS_{t-1}) - 0,3538\Delta PDB_{t-1} + 0,3268\Delta RTGS_{t-1} - 0,8269\Delta PDB_{t-2} + 0,2367\Delta RTGS_{t-2} - 0,2837\Delta PDB_{t-3} + 0,2426\Delta RTGS_{t-3} \quad (4.2)$$

Pada model tersebut, diperoleh nilai koefisien nilai  $ECT_{1,t-1}$  sebesar 0,3679 yang bernilai positif dan signifikan yang dapat disimpulkan bahwa terdapat hubungan jangka panjang RTGS terhadap PDB.

Kemudian dalam jangka pendek terlihat bahwa variabel PDB pada 2 kuartal yang lalu ( $\Delta PDB_{t-2}$ ) signifikan mempengaruhi PDB pada kuartal saat ini, dengan nilai t-hitung  $2,8341 > 2,0117$  yang artinya apabila PDB saat 2 kuartal lalu meningkat sebesar 1 rupiah, maka akan menyebabkan perubahan PDB pada saat ini turun sebesar 0,8269. Kemudian dalam jangka pendek terlihat bahwa variabel RTGS pada 1 kuartal yang lalu ( $\Delta RTGS_{t-1}$ ) juga signifikan mempengaruhi PDB pada kuartal saat ini, dengan nilai t-hitung  $2,8341 > 2,0117$  yang artinya apabila RTGS saat 1 kuartal lalu meningkat sebesar 1 rupiah, maka akan menyebabkan perubahan PDB pada saat ini meningkat sebesar 0,3268. Lalu variabel RTGS pada 2 kuartal yang lalu ( $\Delta RTGS_{t-2}$ ) juga signifikan mempengaruhi PDB pada kuartal saat ini, dengan nilai t-hitung  $2,0543 > 2,0117$  yang artinya apabila RTGS saat 2 kuartal lalu meningkat sebesar 1 rupiah, maka akan menyebabkan perubahan PDB pada saat ini naik sebesar 0,2367. Kemudian variabel RTGS pada 3 kuartal yang lalu ( $\Delta RTGS_{t-3}$ ) juga signifikan mempengaruhi PDB pada kuartal saat ini, dengan nilai t-hitung  $2,9048 > 2,0117$  yang artinya apabila RTGS saat 3 kuartal lalu meningkat sebesar 1 rupiah, maka akan menyebabkan perubahan PDB pada saat ini naik sebesar 0,2426.

#### 5. Uji Kausalitas Granger

Uji Kausalitas Granger bertujuan untuk melihat pengaruh masa lalu suatu variabel terhadap kondisi variabel lain di masa kini. Uji ini dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat hubungan kausalitas antara variabel PDB, RTGS, dan jumlah uang beredar (M2), sehingga dapat diketahui ketiga variabel penelitian secara statistik saling mempengaruhi, memiliki hubungan satu arah atau sama sekali tidak ada hubungan. Pada Tabel 7 merupakan hasil dari uji kausalitas granger.

**Tabel 7.** Uji Kausalitas Granger

Variabel	F-statistik	p-value	Ket
PDB → RTGS	2,2658	0,0969	Tidak Terdapat hubungan kausalitas PDB terhadap RTGS
RTGS → PDB	4,7289	0,0068	Terdapat hubungan kausalitas RTGS terhadap PDB

Berdasarkan tabel 7, dapat disimpulkan bahwa diperoleh  $p\text{-value}$  ( $0,09693 > (0,05)$ ), maka  $H_0$  diterima, artinya dengan taraf signifikansi 5% tidak terdapat hubungan kausalitas PDB terhadap RTGS. Kemudian, diperoleh  $p\text{-value}$  ( $0,006839 < (0,05)$ ), maka  $H_0$  ditolak, artinya dengan taraf signifikansi 5% terdapat hubungan kausalitas RTGS terhadap PDB.

#### 6. Uji Stabilitas Akar

Sebelum melakukan uji kelayakan model, Stabilitas VAR perlu diuji terlebih dahulu. "Uji Stabilitas VAR dilakukan dengan menghitung akar-akar dari fungsi polynomial, Model VAR tersebut dikatakan stabil, apabila semua akar dari fungsi polynomial tersebut berada di dalam unit circle atau jika nilai absolutnya (Modulus) lebih kecil dari satu sehingga IRF dan VD yang dilakukan dianggap valid (Juanda dan Junaidi, 2012).

**Tabel 8.** Uji Stabilitas Akar

Root	Modulus
0,980542	0,980542
-0,741581	0,741581

Berdasarkan tabel di atas dapat disimpulkan bahwa nilai absolut (Modulus) lebih kecil dari satu, artinya model VAR dikatakan stabil serta *Impulse Response Factor* dan *Forecast Error Variance Decomposition* yang dilakukan dianggap valid.



## 7. Uji Kelayakan Model

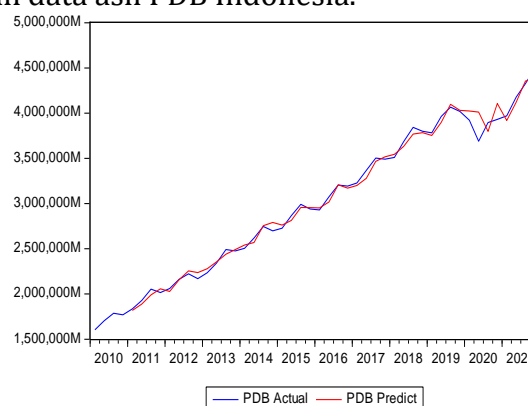
Setelah mendapatkan model peramalan, dilakukan pemeriksaan model untuk mengetahui apakah model yang terbentuk sudah baik dan memenuhi asumsi VECM. Uji kelayakan model ini untuk memeriksa adanya autokorelasi pada residual model dengan menggunakan uji *Portmanteau*.

**Tabel 9.** Uji Portmanteau

Lags	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	0.848152	---	---
2	2.963819	---	---
3	5.469819	---	---
4	7.041593	0.317	6
5	11.49214	0.3205	10
6	19.66062	0.1412	14
7	26.7775	0.0833	18
8	28.58343	0.1571	22
9	31.60996	0.2063	26
10	34.29501	0.2692	30

Pada penelitian ini uji autokorelasi pada residual model menggunakan uji portmanteau. Hasil Uji Portmanteau disajikan pada Tabel 9. Berdasarkan Tabel 9, diperoleh pada keseluruhan *lag* memiliki *p-value*  $> \alpha$  (0,05), maka  $H_0$  diterima, artinya dengan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi autokorelasi pada keseluruhan *lag* dalam model.

Penggunaan model VECM perlu dilakukan evaluasi antara hasil peramalan dari model VECM yang telah terbentuk dengan data aktual PDB yang telah terlampir pada Lampiran 6. Evaluasi peramalan yang digunakan untuk menguji keakuratan estimasi model VECM adalah dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Perhitungan nilai MAPE menggunakan *software E-Views* dan didapatkan MAPE pada penelitian VECM ini sebesar 0,10%. Jika dilihat pada tabel kriteria MAPE dapat disimpulkan bahwa peramalan yang dihasilkan  $<10\%$  sehingga termasuk kepada kriteria sangat baik. Berikut adalah grafik yang menunjukkan plot hasil prediksi model VECM dengan data asli PDB Indonesia.



**Gambar 5.** Perbandingan Hasil Prediksi dengan Data Aktual PDB Indonesia

## B. Peramalan

Berdasarkan model VECM yang telah terbentuk, maka selanjutnya akan dilakukan peramalan PDB selama delapan periode ke depan. Karena tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan nilai ramalan Produk Domestik Bruto (PDB) dengan mempertimbangkan variabel Transaksi RTGS, sehingga peramalan difokuskan terhadap data PDB. Hasil dari peramalan PDB beberapa bulan kedepan, yaitu dari Triwulan I 2022 hingga Triwulan 4 2023 adalah sebagai berikut.

**Tabel 10.** Hasil Peramalan PDB Indonesia (Milyar Rupiah)

Waktu	Forecast
TW I-2022	4.595.979,7415
TW II-2022	4.695.395,6236
TW III-2022	4.861.786,3404
TW IV-2022	4.926.611,3810
TW I-2023	4.973.698,8844
TW II-2023	5.083.087,5114
TW III-2023	5.254.007,0050
TW IV-2023	5.350.093,4504

Berikut merupakan data PDB Indonesia pada Triwulan I 2022 hingga Triwulan III 2022 sebagai perbandingan data peramalan dengan data yang sebenarnya.

**Tabel 11.** Perbandingan PDB 2022 ( Milyar Rupiah )

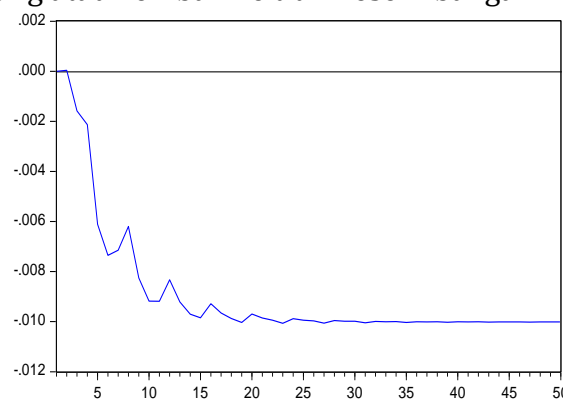
Periode	Actual	Prediksi
TW I-2022	4.513.655	4.595.980
TW II-2022	4.920.389	4.695.396
TW III-2022	5.091.171	4.861.786

Secara umum, apat terlihat pola naik pada *forecasting* PDB Indonesia hingga Triwulan IV 2023 . Jika data PDB Indonesia Triwulan I 2022 hingga Triwulan III 2022 digunakan sebagai evaluasi peramalan, didapatkan nilai MAPE sebesar 3,63% dimana dapat disimpulkan bahwa evaluasi peramalan yang dihasilkan <10% sehingga termasuk kepada kriteria sangat baik.

Hasil peramalan tersebut dapat digunakan oleh Bank Indonesia sebagai pertimbangan dalam merumuskan kebijakan atau strategi ekonomi terkait PDB Indonesia agar tetap stabil.

#### 1. Impulse Response Function

Koefisien pada persamaan VECM sulit untuk diinterpretasikan sehingga impulse response digunakan untuk dapat menginterpretasikan persamaan model VECM. Fungsi impuls respon menggambarkan tingkat laju dari *shock* variabel yang satu terhadap variabel lainnya pada suatu rentang waktu tertentu, sehingga dapat dilihat lamanya pengaruh dari *shock* suatu variabel terhadap variabel yang lain sampai pengaruhnya hilang atau kembali ke titik keseimbangan.

**Gambar 6.** Respons PDB terhadap *shock* RTGS menggunakan *Cholesky Factors*

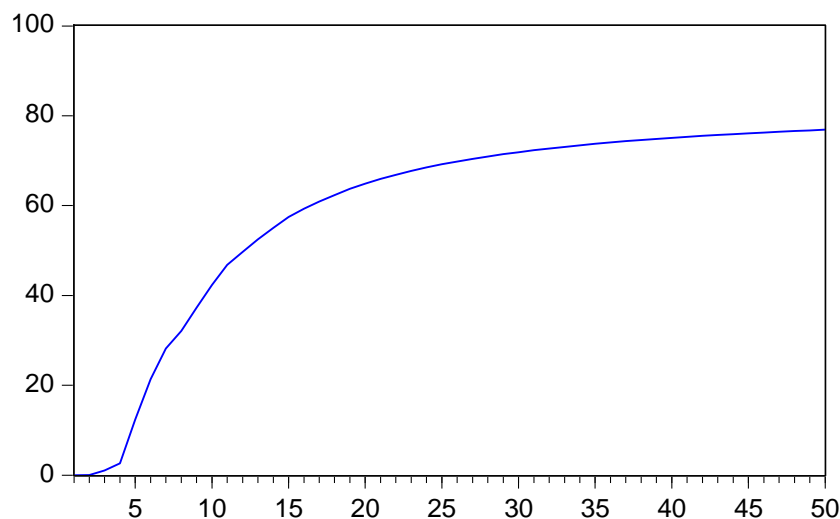
Sumbu horizontal menunjukkan periode waktu, dimana satu periode mewakili satu triwulan. Dalam hal ini penulis menggunakan jangka waktu hingga 40 periode atau sama dengan untuk 50 triwulan ke depan. Sedangkan sumbu vertikal menunjukkan

perubahan PDB maupun RTGS akibat *shock* variabel tertentu, dimana perubahan ini dinyatakan dalam suatu standar deviasi.

Pada gambar 6 merupakan IRF pada estimasi VECM yang merupakan respon RTGS terhadap *shock* variabel PDB. Dapat disimpulkan bahwa pada awal periode sampai periode ke-20, respons RTGS masih sangat fluktuatif (naik-turun), sejak terjadinya *shock* atau guncangan pada PDB. Setelah periode ke-20, RTGS tidak lagi sangat bergejolak seperti periode-periode sebelumnya, dengan kata lain, grafik menunjukkan kestabilan yang mana dapat diartikan bahwa setelah periode ke-20 fluktuasi mulai mengecil sehingga menghasilkan hasil prediksi yang cenderung stabil.

## 2. Forecast Error Variance Decomposition

*Variance decomposition* atau disebut juga *forecast error variance decomposition* merupakan perangkat pada model VECM untuk mengukur perkiraan *varians error* suatu variabel yaitu seberapa besar kemampuan satu variabel dalam memberikan penjelasan pada variabel lainnya atau pada variabel itu sendiri.



**Gambar 7.** Persentase *Forecast Error Variance Decomposition* PDB

Gambar 7 menunjukkan persentase kontribusi RTGS terhadap mempengaruhi PDB dimana dari periode 1 hingga 50 mengalami peningkatan yang signifikan dimana semakin meningkat periodenya, maka kemampuan RTGS untuk mempengaruhi PDB pun semakin meningkat.

## KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis dengan menggunakan metode ARIMA untuk data Harga Tutup Saham Harian PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk, maka didapat beberapa kesimpulan, yaitu :

1. Model terbaik yang digunakan untuk memprediksi data Harga Tutup Saham Harian PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk periode 31 Mei 2020 sampai dengan 31 Mei 2021 adalah model ARIMA (2,1,0) karena memiliki semua parameter yang signifikan, asumsi *white noise* dan normalitas residu terpenuhi serta memiliki nilai AIC paling kecil. Bentuk persamaan model adalah sebagai berikut.

$$Z_t = -0.3383 Z_{t-1} - 0.1347 Z_{t-2} - \varepsilon_t$$

2. Dari hasil peramalan pada tabel x dapat dilihat bahwa Harga Tutup Saham Harian PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (naik/turun) setiap harinya.
3. Untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menggunakan model *time series* ARCH-GARCH untuk mengatasi heteroskedastisitas pada data Harga Tutup Saham Harian PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Arch, M., Garch, D. A. N., Peramalan, P., Price, S., Corp, D., Bilondatu, R. N., & Isa, D. R. (2019). HARGA SAHAM PT. COWELL DEVELOPMENT Tbk., 13, 9-18.
- Astutik, S. P., Sukestiyarno, & Hendikawati, P. (2018). Peramalan Inflasi di Demak Menggunakan Metode ARIMA Berbantuan Software R dan MINITAB.
- Box, G. E., Jenkins, G., & Reinsel, G. (2008). Time Series Analysis Forecasting and Control (4th ed.). New Jersey: John Wiley & Sons Inc Publication.
- Hatidja, D. (n.d.). PENERAPAN MODEL ARIMA UNTUK MEMPREDIKSI HARGA SAHAM PT. TELKOM Tbk.
- Junaedi, D., & Salistia, F. (2020). Dampak Pandemi Covid-19 Terhadap Pasar Modal Di Indonesia: *Al-Kharaj: Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah*, 2(2), 109-138. <https://doi.org/10.47467/alkharaj.v2i4.112>
- Lusikooy, J., Nainggolan, N., & Titaley, J. (2017, February 1). Prediksi Harga Tutup Saham PT. Garuda Indonesia, Tbk Menggunakan Metode ARIMA.
- Nofiyanto, A., Nugroho, R. d., & Kartini, D. (2015, Oktober 9-10). Peramalan Permintaan Paving Blok dengan Metode ARIMA.
- Panjaitan, H., Prahuma, A., & Sudarno. (2018). JURNAL GAUSSIAN. PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API MENGGUNAKAN METODE ARIMA, INTERVENSI DAN ARFIMA, 7.
- Pitaloka, R. A., Sugito, & Rahmawati, R. (2019). PERBANDINGAN METODE ARIMA BOX-JENKINS DENGAN ARIMA ENSEMBLE PADA PERAMALAN NILAI IMPOR PROVINSI JAWA TENGAH, 2.
- Purnomo, F. S. (2015). PENGGUNAAN METODE ARIMA (AUTOREGRESSIVEINTEGRATED MOVING AVERAGE) UNTUK PRAKIRAAN BEBAN KONSUMSI LISTRIK JANGKA PENDEK (SHORT TERM FORECASTING), 118.
- Ristiza, C., & Agnia, A. (2019). PERAMALAN KEDATANGAN PENUMPANG DOMESTIK BULANAN DI INDONESIA MELALUI BANDARA INTERNASIONAL SOEKARNO HATTA DENGAN METODE AUTOREGRESSIVE INTERGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) PERIODE 2016 - 2019, 29.
- Sartono, B. (2006). Modul Kuliah Pelatihan Time Series Analysis. Bogor: IPB.
- Tambunan, D. (2020). Investasi Saham di Masa Pandemi COVID-19. *Widya Cipta: Jurnal Sekretari Dan Manajemen*, 4(2), 117-123. <https://doi.org/10.31294/widyacipta.v4i2.8564>
- Yunita, T. (2020). Peramalan Jumlah Penggunaan Kuota Internet Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), 7.