

A Dynamic Factor Model for Nowcasting Household Consumption*

Az Zahra Amon Ra¹, Khairil Anwar Notodiputro^{2‡}, Pika Silvianti³

¹²³Department of Statistics, IPB University, Indonesia
[‡]corresponding author: khairil@apps.ipb.ac.id

Copyright © 2022 Az Zahra Amon Ra, Khairil Anwar Notodiputro, and Pika Silvianti. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract

A Dynamic Factor Model (DFM) is one of the time series models that can be used to forecast within a very short period in the future known as nowcasting. This model can be used to accommodate the frequency difference that exists between monthly explanatory variables and a response variable which is measured quarterly. This model has been commonly used in economics especially to forecast household consumption for the purpose of constructing economic policies. The economic condition of a country can be reflected in the country's Gross Domestic Product (GDP). Consumption is an important component of GDP because of its large proportion of GDP. One of the household economic activities to meet the various needs of goods and services is referred to as household consumption. This paper discusses the DFM to forecast household consumption based on the varimax and quartimax rotations. The results show that both rotational methods can be used for transmitting household consumption with the same precision.

Keywords: deseasonalized, factor analysis, gross domestic product, quartimax varimax.

* Received: Jan 2022; Reviewed: Jul 2022; Published: Aug 2022

1. Pendahuluan

Data deret waktu adalah rangkaian data yang terdiri atas pengamatan pada satu peubah atau beberapa peubah dari waktu ke waktu (Wooldridge, 2015). Data deret waktu tersedia dalam berbagai frekuensi mulai dari harian, mingguan, bulanan, hingga tahunan. Sering kali peubah respon dan peubah bebas dalam data deret waktu tersedia dalam frekuensi yang berbeda. Model Faktor Dinamis (MFD) digunakan untuk peramalan jarak dekat atau *nowcasting* dengan memanfaatkan data yang memiliki frekuensi lebih tinggi untuk meramalkan data yang memiliki frekuensi lebih rendah melalui agregasi waktu (Mariano & Murasawa, 2003). Untuk melakukan peramalan, perbedaan frekuensi tersebut dapat diatasi oleh MFD dengan melakukan agregasi waktu pada faktor umum tidak teramati sehingga dihasilkan frekuensi yang sepadan antara peubah respon dan peubah penjelas. Alat yang digunakan untuk membantu dalam menginterpretasi hasil dari model faktor adalah rotasi faktor (Hair *et al.*, 2010).

Penelitian mengenai *nowcasting* telah berkembang cukup pesat pada dekade terakhir. Menurut penelitian yang telah dilakukan oleh Giannone *et al.*, (2008), MFD dapat digunakan untuk mereduksi informasi yang terdapat dalam lusinan deret waktu bulanan menjadi hanya dua faktor dinamis. Selanjutnya, menurut penelitian yang telah dilakukan oleh Lamprou (2015), untuk mendapatkan ramalan yang lebih baik, model faktor telah terbukti sangat berguna untuk meramalkan aktivitas ekonomi secara nyata dalam jangka pendek.

Penerapan MFD telah banyak ditemukan di bidang ekonomi. Kondisi ekonomi dapat tercermin dari besarnya Produk Domestik Bruto (PDB) suatu negara. Beberapa negara menjadikan pengeluaran konsumsi rumah tangga sebagai andalan penting dalam menciptakan pertumbuhan ekonomi. Hal ini disebabkan oleh kontribusi konsumsi rumah tangga yang cukup besar dalam pembentukan PDB. Konsumsi rumah tangga merupakan pengeluaran atau nilai belanja untuk pembelian berbagai jenis kebutuhan dalam satu tahun tertentu.

Kurangnya data konsumsi rumah tangga yang didapatkan secara tepat waktu dapat mengganggu proses penyusunan kebijakan. Oleh sebab itu, penelitian ini berfokus pada *nowcasting* konsumsi rumah tangga dengan mengevaluasi metode rotasi faktor dalam meramalkan konsumsi rumah tangga. Selain itu, penelitian ini juga akan berfokus untuk memperoleh nilai ramalan konsumsi rumah tangga satu tahun ke depan yang diharapkan dapat membantu proses penyusunan kebijakan guna meningkatkan konsumsi rumah tangga di Indonesia. Metode atau pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah Model Faktor Dinamis (MFD). Dalam beberapa penelitian, MFD menghasilkan ramalan yang lebih baik dibandingkan model *nowcasting* lain seperti *mixed-data sampling* dan *bridge regressions*.

2. Metodologi

2.1 Data

Data yang digunakan bersumber dari *website* Badan Pusat Statistik dan Bank Indonesia periode Januari 2011 sampai November 2020 dengan konsumsi rumah

tangga sebagai peubah respon. Data dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji. Data latih yaitu data periode Januari 2011 sampai Desember 2019 sedangkan data uji yaitu data periode Januari 2020 sampai November 2020. Dalam penelitian ini dicobakan dua jenis model. Masing-masing model yang dibangun menggunakan metode rotasi faktor yang berbeda untuk menduga nilai faktor *loading*. Nilai ramalan yang didapatkan dari kedua model ini akan dibandingkan dengan data uji. Adapun peubah yang digunakan pada Tabel 1.

Tabel 1: Peubah yang digunakan

Kode	Peubah	Satuan
Y	Pengeluaran Konsumsi Rumah Tangga	Miliar rupiah
X1	Kredit Konsumsi	Miliar rupiah
X2	Inflasi	%
X3	Indeks Lowongan Kerja	Indeks
X4	Indeks Manufaktur Cepat	Indeks
X5	Penumpang Kereta Api	Ribu orang
X6	Indeks Ekspektasi Konsumen	Indeks
X7	Indeks Keyakinan Konsumen	Indeks
X8	Indeks Produksi Industri	Indeks

Konsumsi rumah tangga memiliki frekuensi kuartalan sedangkan peubah penjelas memiliki frekuensi bulanan. Perbedaan frekuensi pada peubah yang digunakan menyebabkan terdapat *missing value* pada kolom peubah respon. Hal ini bukan suatu masalah karena pada akhirnya akan dilakukan agregasi waktu sehingga data memiliki frekuensi yang sama.

Hasil peramalan dalam penelitian ini diperoleh melalui model sebagai berikut (Valk et al., 2019):

$$y_t = \beta' f_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sum \varepsilon), \quad \begin{cases} t = 1, \dots, 39 \\ r = 3 \end{cases} \quad (1)$$

Keterangan:

y_t = Hasil peramalan konsumsi rumah tangga periode ke depan berukuran $(t \times 1)$

β = Koefisien regresi berukuran $(t \times r)$

f_t = Vektor berisi faktor berfrekuensi kuartalan yang merepresetasikan kedelapan

peubah bebas berukuran $(r \times 1)$ yang mengikuti proses stasioner

ε_t = Galat pengamatan berukuran $(t \times 1)$

Dugaan faktor umum tidak teramati berfrekuensi kuartalan (f_t) diperoleh melalui Model Faktor Dinamis (MFD). Spesifikasi MFD dalam penelitian ini adalah sebagai berikut (Bańbura & Rñnstler, 2011):

$$\begin{aligned}
 x_t &= \Lambda f_t + \xi_t & \xi_t &\sim N(0, \Sigma \xi) \\
 f_t &= \sum_{i=1}^p A_i f_{t-i} + \zeta_t \\
 \zeta_t &= B u_t, u_t \sim i.i.d. N(0, I_q)
 \end{aligned} \tag{2}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} p = 1, \dots, 12 \\ i = 1, \dots, p \\ t = 1, \dots, 39 \\ n = 8 \\ r = 3 \\ q = 3 \end{array} \right.$$

Keterangan:

$x_t = (x_{1,t}, \dots, x_{n,t})'$ berisi delapan peubah bebas bulanan berukuran $(n \times 1)$ yang ditransformasi untuk mengikuti stasioner lemah

Λ = Matriks *loading* faktor berukuran $(n \times r)$

$f_t = (f_{1,t}, \dots, f_{r,t})'$ berisi r faktor umum tidak teramati bulanan berukuran $(r \times 1)$

$\xi_t = (\xi_{1,t}, \dots, \xi_{n,t})'$ berisi komponen idiosinkratik berukuran $(n \times 1)$

A_i = Matriks berisi koefisien model VAR(p) berukuran $(r \times r)$, $i = 1, \dots, p$

ζ_t = Vektor berisi *white noise* eror berukuran $(r \times 1)$ berdimensi q

2.2 Metode Penelitian

Prosedur yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan eksplorasi data menggunakan grafik garis untuk melihat karakteristik data secara visual.
2. Melakukan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) untuk menguji kestasioneran data. Lakukan pembedaan terhadap data jika data tidak stasioner dalam rata-rata. Jika data tidak stasioner dalam ragam, lakukan transformasi. Lakukan dekomposisi musiman untuk data yang memiliki pengaruh musiman.
3. Membagi data menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji.
4. Menentukan banyaknya faktor tidak teramati (r), orde lag (p), dan banyaknya guncangan (q) melalui kriteria informasi (Bai & Ng, 2002).
5. Menentukan rotasi faktor.
6. Membangun dua model *nowcasting* melalui pendugaan dua tahap.
7. Menerapkan rotasi faktor yang berbeda pada kedua model.
8. Melakukan regresi antara faktor umum dan peubah respon.
9. Melakukan peramalan data uji.
10. Menghitung *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk membandingkan keakuratan dari kedua model yang didapat (Montgomery, 2015)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{\hat{Y}_t - Y_t}{Y_t} \right|}{n} 100\% \tag{3}$$

Keterangan:

\hat{Y}_t : Data hasil peramalan pada periode ke t , $t = 1, 2, \dots, n$

Y_t : Data aktual pada periode ke t , $t = 1, 2, \dots, n$

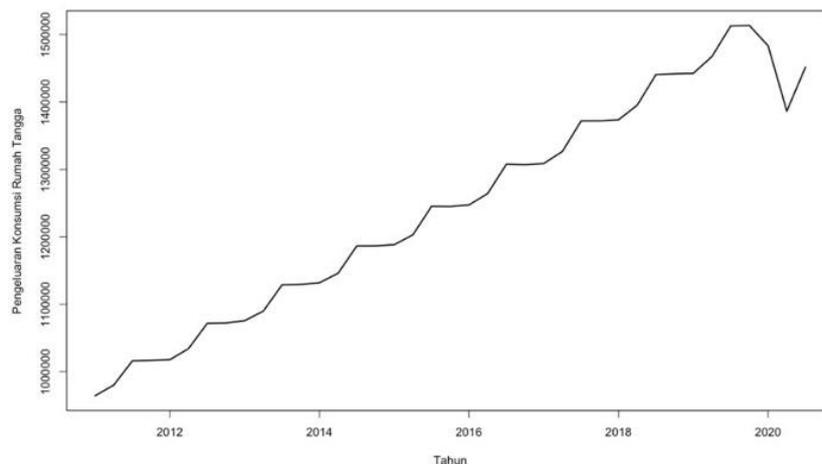
n : Banyaknya data

11. Interpretasi hasil.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Eksplorasi Data

Plot data pengeluaran konsumsi rumah tangga pada Gambar 1 menunjukkan bahwa pengeluaran konsumsi rumah tangga cenderung tidak stasioner. Hal ini disebabkan pengeluaran konsumsi rumah tangga memiliki kecenderungan menaik dari tahun ke tahun. Selain itu, pengeluaran konsumsi rumah tangga juga memiliki pengaruh musiman yang terlihat dari pengeluaran konsumsi rumah tangga yang cenderung mengalami kenaikan yang signifikan pada setiap Triwulan 3. Pandemi Covid-19 yang terjadi pada tahun 2020 mengakibatkan pengeluaran konsumsi rumah tangga mengalami penurunan. Kegiatan konsumsi masyarakat menjadi terhambat akibat adanya kebijakan baru yang harus diikuti masyarakat.



Gambar 1: Plot deret waktu konsumsi rumah tangga

Sementara itu, pada beberapa peubah penjelas terdapat pola yang menaik dengan kecenderungan ragam tidak sama. Hal ini mengindikasikan adanya ketidakstasioneran baik dalam ragam maupun rataan. Oleh karena itu, pada peubah bebas diperlukan transformasi agar stasioner.

3.2 Kestasioneran Data

Data yang memiliki pengaruh musiman terkadang termasuk tidak stasioner karena pengaruh musiman tersebut dapat memengaruhi nilai dari data deret waktu pada waktu yang berbeda (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Oleh sebab itu, perlu dilakukan *deseasonalized* yaitu penyesuaian musiman untuk menghilangkan pengaruh musiman (Montgomery, 2015). Metode dekomposisi yang dapat digunakan salah satunya adalah Seasonal and Trend decomposition using Loess (STL). STL memiliki beberapa keuntungan dibandingkan metode dekomposisi lainnya, yaitu STL

dapat menangani pengaruh musiman pada data berfrekuensi apa saja, tidak hanya bulanan dan kuartalan. Selain itu, STL mengizinkan komponen musiman untuk berubah seiring berjalannya waktu dan juga kekar terhadap pencilaan (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Setelah dilakukan *deseasonalized*, peubah konsumsi rumah tangga cenderung sudah stasioner. Selain itu, eror yang diperoleh dari hasil pemodelan cenderung bersifat *white noise* dan tidak sistematis. Hal ini mengindikasikan bahwa *deseasonalized* membantu dalam pemodelan untuk menghasilkan model yang baik dalam meramalkan konsumsi rumah tangga menggunakan Model Faktor Dinamis (MFD).

Salah satu metode untuk mengetahui kestasioneraan data deret waktu adalah melalui metode akar unit yaitu dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Pada tahap eksplorasi data, didapatkan indikasi bahwa peubah penjelas tidak stasioner baik dalam ragam maupun rataan sehingga diperlukan transformasi. Transformasi yang dilakukan pada peubah penjelas adalah transformasi log dengan pembedaan sekali. Hal ini dilakukan untuk menjadikan peubah bebas tersebut sebagai tingkat perubahan tiap bulan. Adapun hasil uji ADF untuk kedelapan peubah bebas disajikan dalam Tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2: Hasil uji ADF

Peubah	P-value (Sebelum Transformasi)	P-value (Setelah Transformasi)
X1	0,983	0,000
X2	0,436	0,010
X3	0,444	0,010
X4	0,124	0,000
X5	0,971	0,010
X6	0,768	0,000
X7	0,844	0,010
X8	0,240	0,010

3.3 Menentukan rotasi faktor

Penelitian ini menggunakan banyaknya faktor tidak teramati (r) sebanyak 3, lag ordo (p) adalah 12 dan banyaknya guncangan (q) sebanyak 2 berdasarkan kriteria informasi. Tahap selanjutnya adalah melakukan pemodelan pada data latih yaitu data dari Januari 2011 sampai Desember 2019. Pemilihan rotasi faktor dilakukan dengan menerapkan rotasi faktor oblique terlebih dahulu kemudian dihitung nilai korelasi antar faktor yang diperoleh. Nilai korelasi lebih dari 0,32 mengindikasikan rotasi faktor oblique seperti promax dan oblmin dapat digunakan sedangkan nilai korelasi kurang dari 0,32 mengindikasikan rotasi faktor orthogonal seperti varimax dan quartimax dapat digunakan (Tabachnick & Fidell, 2013). Tabel 3 menunjukkan korelasi antar faktor yang diperoleh dari rotasi oblique menggunakan rotasi direct oblmin.

Tabel 3: Korelasi antar faktor dari rotasi direct oblimin

Faktor	Nilai Korelasi
Faktor 1 dan Faktor 2	-0,078
Faktor 1 dan Faktor 3	-0,071
Faktor 2 dan Faktor 3	0,075

Terlihat tidak ada korelasi antar faktor yang bernilai 0,32 sehingga rotasi yang baik digunakan adalah rotasi orthogonal. Metode rotasi yang akan digunakan adalah rotasi varimax dan rotasi quartimax yang kemudian kedua metode rotasi tersebut akan dibandingkan kinerjanya.

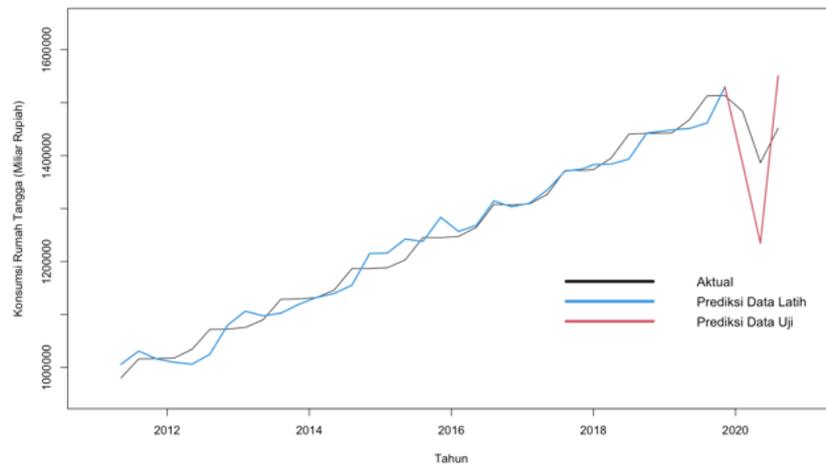
3.4 Model Faktor Dinamis dengan Metode Rotasi Faktor Varimax

Faktor *loading* yang dihasilkan dari rotasi varimax pada Tabel 4 menunjukkan bahwa faktor pertama merepresentasikan besaran permintaan dan pandangan konsumen terhadap kondisi perekonomian, seperti indeks keyakinan konsumen, indeks ekspektasi konsumen dan inflasi. Faktor kedua merepresentasikan kinerja perekonomian yang meliputi indeks produksi industri dan indeks manufaktur cepat serta kredit konsumsi. Faktor ketiga merepresentasikan mobilitas masyarakat serta pengangguran yang meliputi indeks lowongan kerja dan jumlah penumpang kereta api.

Tabel 4: Faktor *loading* dari rotasi varimax

Peubah	Faktor		
	1	2	3
X1	-0,123	0,851	0,078
X2	-0,413	0,142	0,160
X3	-0,026	-0,012	0,698
X4	0,078	0,462	0,006
X5	-0,013	0,026	0,815
X6	0,967	0,014	0,095
X7	0,956	0,082	0,054
X8	0,090	-0,744	0,064

Untuk melihat perbandingan nilai aktual dan hasil ramalan menggunakan Model Faktor Dinamis (MFD) dengan rotasi varimax, disajikan plot peramalan pada Gambar 2. Plot tersebut menunjukkan model dapat merespon perubahan nilai peubah penjelas pada tahun 2020 yang mengalami penurunan sehingga peubah konsumsi rumah tangga menurun pada Triwulan 1 dan Triwulan 2 lalu mulai naik pada Triwulan 3.



Gambar 2: Plot peramalan konsumsi rumah tangga menggunakan rotasi varimax

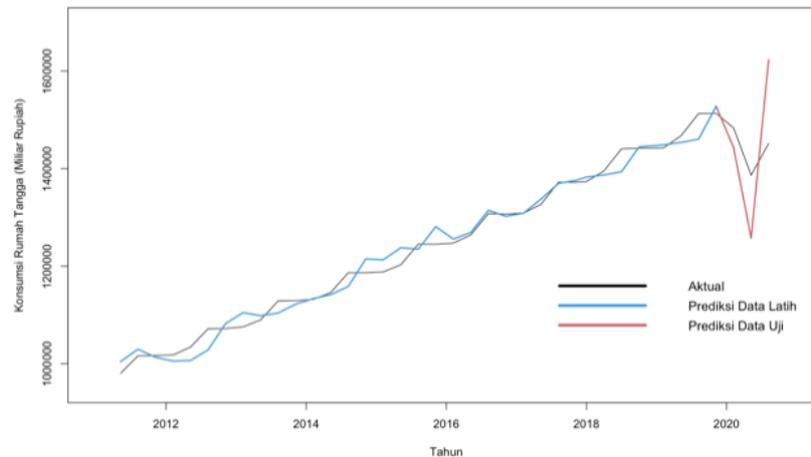
3.5 Model Faktor Dinamis dengan Metode Rotasi Faktor Quartimax

Faktor *loading* yang dihasilkan dari rotasi quartimax pada Tabel 5 merepresentasikan ketiga faktor sama seperti rotasi varimax yaitu faktor pertama merepresentasikan besaran permintaan dan pandangan konsumen terhadap kondisi perekonomian, faktor kedua merepresentasikan kinerja perekonomian dan faktor ketiga merepresentasikan mobilitas masyarakat serta pengangguran.

Tabel 5: Faktor *loading* dari rotasi quartimax

Peubah	Faktor		
	1	2	3
X1	-0,123	0,851	0,078
X2	-0,413	0,142	0,160
X3	-0,026	-0,012	0,698
X4	0,078	0,462	0,006
X5	-0,013	0,026	0,815
X6	0,967	0,014	0,095
X7	0,956	0,082	0,054
X8	0,090	-0,744	0,064

Untuk melihat perbandingan nilai aktual dan hasil ramalan data latih menggunakan Model Faktor Dinamis (MFD) dengan rotasi quartimax, disajikan plot peramalan pada Gambar 3. Plot tersebut menunjukkan model dengan rotasi quartimax juga dapat merespon perubahan nilai peubah penjelas pada tahun 2020 yang mengalami penurunan sehingga peubah konsumsi rumah tangga menurun pada Triwulan 1 dan Triwulan 2 lalu mulai menaik pada triwulan 3.



Gambar 3: Plot peramalan konsumsi rumah tangga menggunakan rotasi quartimax

3.6 Evaluasi Metode Rotasi Faktor

Hasil MAPE saat memprediksi data uji periode Januari hingga November 2020 dengan menggunakan metode rotasi faktor varimax yaitu sebesar 8,14% sedangkan dengan rotasi faktor quartimax yaitu sebesar 7,94%. Nilai MAPE yang dihasilkan dari kedua model cukup kecil sehingga menunjukkan hasil peramalan dari kedua model yang digunakan mendekati data aktual. Nilai MAPE yang tidak terlalu berbeda jauh mengindikasikan kedua metode rotasi faktor ini sama baiknya dalam meramalkan konsumsi rumah tangga. Perbandingan nilai aktual dan nilai ramalan data uji yaitu dari Januari sampai November 2020 dari peubah pengeluaran konsumsi rumah tangga menggunakan metode rotasi faktor varimax dan rotasi faktor quartimax ditunjukkan oleh Tabel 6.

Tabel 6: Nilai ramalan data uji menggunakan metode rotasi faktor varimax dan quartimax

Periode	Nilai Aktual (Miliar Rupiah)	Nilai Ramalan (Miliar Rupiah)	
		Rotasi Varimax	Rotasi Quartimax
Triwulan 1	1483330	1384653	1442916
Triwulan 2	1386528	1234715	1257527
Triwulan 3	1451698	1550721	1562813

Akan tetapi, hasil peramalan tersebut cenderung lebih tajam dari nilai aktual yang terlihat dari nilai ramalan pada Triwulan 2 yang cenderung sangat rendah pada rotasi varimax dan Triwulan 3 yang cenderung sangat tinggi pada rotasi quartimax. Salah satu penyebab dari hal tersebut adalah kondisi tahun 2020 yang terjadi di luar perkiraan dimana pada umumnya konsumsi rumah tangga memiliki kecenderungan menaik pada setiap tahunnya akan tetapi pada tahun 2020 terjadi penurunan secara tiba-tiba. Selanjutnya dilakukan pemodelan dengan mengganti data latih dan data uji untuk melihat apakah model tersebut dapat meramalkan dengan lebih baik. Model yang dicobakan adalah sebanyak empat model dengan periode data latih Januari 2011 hingga Agustus 2020 dan Januari 2011 hingga April 2020 menggunakan rotasi varimax dan rotasi quartimax. Akan tetapi, hasil dari keempat model tersebut kurang

akurat sebab nilai ramalan yang diperoleh memiliki arah yang berbeda dengan data aktual. Maka dari itu, model yang diperoleh adalah model faktor dinamis menggunakan data latih Januari 2011 hingga Desember 2020 karena dinilai dapat menghasilkan peramalan yang lebih baik.

3.7 Peramalan

Pengeluaran konsumsi rumah tangga untuk satu tahun ke depan dapat diramalkan dengan Model Faktor Dinamis (MFD) menggunakan baik metode rotasi varimax ataupun quartimax. Hasil ramalan yang disajikan dalam Tabel 7 berikut menggunakan metode rotasi varimax dan rotasi quartimax. Berdasarkan hasil tersebut terlihat bahwa diperkirakan akan terjadi penurunan pada pengeluaran konsumsi rumah tangga pada Triwulan 4 tahun 2020 dilanjutkan dengan peningkatan pada Triwulan 1 tahun 2021. Kemudian, pengeluaran konsumsi rumah tangga diperkirakan akan mengalami penurunan pada Triwulan 2 tahun 2021 dan dilanjutkan dengan peningkatan pada Triwulan 3 tahun 2021.

Tabel 7: Nilai ramalan satu tahun kedepan menggunakan metode rotasi faktor quartimax dan varimax

Periode	Nilai Ramalan (Miliar Rupiah)	
	Rotasi Varimax	Rotasi Quartimax
Triwulan 4 2020	1382261	1357605
Triwulan 1 2021	1960808	1954919
Triwulan 2 2021	1061823	1065152
Triwulan 3 2021	1868708	1876654

4. Simpulan dan Saran

Setelah dilakukan pemodelan dengan Model Faktor Dinamis (MFD) menggunakan rotasi orthogonal yaitu rotasi varimax dan quartimax, didapat hasil bahwa baik rotasi varimax maupun quartimax dapat meramalkan konsumsi rumah tangga dengan baik. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAPE yang diperoleh dari kedua model dengan rotasi tersebut cenderung kecil. Hasil penelitian pada MFD baik dengan rotasi varimax maupun quartimax menunjukkan bahwa konsumsi rumah tangga akan menurun di akhir tahun 2020 dengan angka sekitar Rp1.300 Triliyun dan dilanjutkan dengan kenaikan pada awal tahun 2021 dengan angka sekitar Rp1.850 Triliyun.

Saat ini sudah banyak dikembangkan metode peramalan jarak dekat (*nowcasting*) dengan menggunakan *deep learning* seperti *long short-term memory networks* dan *artificial neural networks*. Penggunaan metode tersebut dapat dilakukan untuk memperoleh nilai ramalan yang lebih baik. Selain itu, dapat juga menambahkan jumlah data yang digunakan agar hasil peramalan yang diperoleh dapat lebih akurat.

Daftar Pustaka

- Bai, J., & Ng, S. (2002). Determining the number of factors in approximate factor models. *Econometrica*, 70(1): 191–221.
- Bañbura, M., & Rünstler, G. (2011). A look into the factor model black box: publication lags and the role of hard and soft data in forecasting GDP. *International Journal of Forecasting*, 27(2): 333–346.
- Giannone, D., Reichlin, L., & Small, D. (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. *Journal of Monetary Economics*, 55(4): 665–676.
- Hair, J. F., Black, W. C., & Babin, B. J. (2010). *Multivariate Data Analysis (7th ed.)*. New York (NY): Prentice Hall International Inc.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice (2nd ed.)*. Melbourne: OTexts.
- Lamprou, D. (2015). Nowcasting GDP in Greece: A Note on Forecasting Improvements from the Use of Bridge Models. *South-Eastern Europe Journal of Economics*, 13(1): 85–100.
- Mariano, R. S., & Murasawa, Y. (2003). A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series. *Journal of Applied Econometrics*, 18(4): 427–443.
- Montgomery. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting: Second Edition (2nd ed.)*. New Jersey (NJ): John Wiley & Sons.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2013). *Using Multivariate Statistics*. Boston: Pearson.
- Valk, D. S., Mattos, D. D., & Ferreira, P. (2019). Nowcasting: An R package for predicting economic variables using dynamic factor models. *The R Journal*, 11(1): 230–244.
- Wooldridge, J. M. (2015). *Introductory Econometrics: A Modern Approach (7th ed.)*. Massachusetts: Cengage.