

# Pendekatan Model Vector Autoregressive (VAR) dalam Memodelkan Harga Komoditas Pangan

Muhammad Tibri Syofyan<sup>1)</sup> Syafriandi<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>Mahasiswa Program Sarjana Statistika, FMIPA Universitas Negeri Padang

<sup>2)</sup>Staf Pengajar Jurusan Statistika, FMIPA Universitas Negeri Padang

[tibri.work@gmail.com](mailto:tibri.work@gmail.com)

## ABSTRACT

*Multivariate time series models the variables that are correlated and recorded over time. One method is Vector Autoregressive (VAR). The VAR method is a simultaneous equation modeling that has several endogenous variables simultaneously, but each endogenous variable is explained by the lag of its own value and other endogenous variables in the model. The purpose of this paper is to model changes in food commodity prices. The data used in this paper were data on rice, red onion, garlic, red chilies, cayenne pepper, chicken meat, and chicken eggs from July 2017 to October 2021. The stationary test in this study used the Augmented Dickey Fuller (ADF) method. In this paper, the data was stationary at the differencing level. Determination of the optimal lag length is obtained from the smallest Akaike Information Criterion (AIC) value. The estimation of the VAR model is obtained after determining the optimal lag length. The causality test was carried out with the Granger Causality test to see the reciprocal effect between the variables tested in this study.*

**Keywords :** VAR, Time Series Multivariate, Food Commodity Prices, Forecasting



This is an open access article distributed under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2018 by author and Universitas Negeri Padang.

## PENDAHULUAN

Komoditas pangan merupakan kebutuhan dasar yang untuk mempertahankan kelangsungan hidup manusia. Komoditas bahan pangan memiliki peranan yang sangat penting dalam aspek ekonomi, sosial, dan politik (Prabowo, 2014). Namun dalam aspek perekonomian, harga komoditas bahan pangan merupakan penyumbang terbesar laju inflasi di Indonesia (Santoso & Basuki, 2011). Dengan bertambahnya jumlah penduduk yang cukup besar, permintaan akan bahan pangan pun semakin meningkat. Namun penawaran bahan pangan yang belum cukup untuk memenuhi permintaan yang ada. Hal ini dapat meningkatkan harga pangan yang pada akhirnya mendorong laju inflasi.

Pemberlakuan PPKM pada periode Agustus 2021 tidak sedikit masyarakat melakukan *panic buying*. Fenomena ini menyebabkan pasokan bahan pangan di pasar menjadi terbatas, sehingga mendorong harga bahan pangan naik signifikan. Kenaikan harga bahan pangan dapat menyebabkan peningkatan inflasi serta mengurangi keterjangkauan daya beli masyarakat terhadap produk bahan makanan, karena akan menyebabkan semakin sulitnya akses terhadap bahan makanan bagi masyarakat, terutama yang

berpendapatan menengah dan rendah yang sebagian besar pengeluarannya digunakan untuk konsumsi bahan makanan (Suarsih, Achsani, & Nuryartono, 2016).

Kebijakan yang dilakukan oleh pemerintah dan Bank Indonesia dalam mengendalikan harga pangan bertujuan untuk menjaga stabilitas harga pangan pokok seperti beras, cabai, dan bawang merah. Sehingga, inflasi dari komponen harga bergejolak dapat ditekan serendah mungkin (BPS, 2020). Jika harga komoditas pangan terlalu rendah maka dapat merugikan pihak petani dan jika terlalu tinggi maka masyarakat akan kesulitan dalam memenuhi kebutuhan sehari-hari.

Menurut John E. Hanke (2005), sekumpulan data hasil observasi secara teratur dari waktu ke waktu disebut data deret berkala atau *time series*. Data jenis komoditas pangan merupakan data *time series* yang bertipe diskrit yang menunjukkan fenomena atau aktivitas pada waktu tertentu.

Berdasarkan permasalahan yang ada, maka penelitian ini bertujuan untuk meramalkan dan melihat pengaruh antar komoditas pangan. Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan adalah *Vector Autoregressive* (VAR), karena me-

tode ini dapat menjelaskan adanya kausalitas (hubungan timbal balik) antara variabel-variabel terkait. (Manurung, 2005).

Pertama kali model VAR diperkenalkan oleh C. A. Sims (1972) sebagai pengembangan dari pemikiran Granger (1969). Granger menyatakan bahwa apabila dua variabel misalkan  $x$  dan  $y$  memiliki hubungan kausal di mana  $x$  mempengaruhi  $y$  maka informasi masa lalu  $x$  dapat mampu memprediksi  $y$ . VAR sering digunakan untuk aplikasi peramalan variabel-variabel ekonomi dalam jangka panjang maupun dalam jangka menengah-panjang.

Model VAR termasuk metode peramalan *time series multivariate*. *Time series multivariate* memodelkan variabel-variabel yang berkorelasi dan tercatat dari waktu ke waktu. Variabel tersebut dinotasikan sebagai  $z_{1t}, z_{2t}, \dots, z_{Nt}$  dimana  $z_{it}, i = 1, 2, \dots, N$  adalah variabel ke- $i$  yang dicatat pada saat  $t$  (Halim, 2011). Variabel yang dipilih harus saling berhubungan baik secara bersamaan maupun dalam waktu lag berbeda. (Box, 2016). Tujuan analisis *time series* adalah untuk mendapatkan suatu ukuran yang dapat digunakan untuk membuat keputusan masa kini, untuk prediksi atau peramalan beberapa periode kedepan, dan untuk perencanaan operasional di masa yang akan datang (Clark dan Schkade, 1983).

Metode VAR menurut Gujarati (2003) merupakan pemodelan persamaan simultan yang memiliki beberapa variabel endogen secara bersamaan, namun masing-masing variabel endogen dijelaskan oleh lag dari nilainya sendiri dan variabel endogen lainnya dalam model. Variabel endogen adalah setiap variabel yang mendapat pengaruh dari variabel lain, sedangkan variabel eksogen adalah setiap variabel yang mempengaruhi variabel lain. Model VAR sebenarnya merupakan gabungan dari beberapa model Autoregressive (AR), dimana model-model ini membentuk sebuah vektor yang antara variabel-variabelnya saling mempengaruhi (Sims, 1972). Model VAR digunakan jika data stasioner tanpa *differencing*. Jika seluruh variabel tidak memiliki kointegrasi dan data stasioner pada nilai *first differencing* maka akan digunakan *Vector Autoregressive in Difference* (VARD). Dan jika variabel memiliki kointegrasi dan stasioner pada nilai *first*

*difference* maka digunakan *Vector Error Correction Model* (VECM).

Model Vector Autoregressive order  $p$  atau VAR( $p$ ) yang dibangkitkan dari model AR( $p$ )

$$\Phi(B)(Z_t - \mu) = a_t + \varepsilon_t$$

$$Z_t = a_t + \sum_{n=1}^p \Phi_n Z_{t-n} + \varepsilon_t$$

dengan

$z_t$  : vektor  $z$  pada waktu  $t$

$\alpha_t$  : deret white noise dengan rata-rata 0 dan covarian matrix  $\Sigma$

$\Phi_i$  : besarnya nilai parameter  $z$  ke  $i$ , dengan  $i = 1, 2, 3, \dots, p$

$\varepsilon_t$  : error pada waktu  $t$

Menurut Gujarati (2003), analisis VAR memiliki beberapa keunggulan. Salah satu keunggulannya adalah model VAR ini sederhana, peneliti tidak perlu menentukan mana variabel endogen dan mana variabel eksogen karena semua variabel dalam VAR adalah variabel endogen. Selain itu, metode estimasinya juga sederhana yaitu dengan *Ordinary Least Square* (OLS) dan dapat terpisah untuk masing-masing variabel endogen. Hasil peramalan (*forecast*) dengan model ini pada banyak kasus lebih baik dibandingkan dengan hasil peramalan yang diperoleh dengan menggunakan model persamaan simultan yang kompleks. Model persamaan simultan yang kompleks merupakan model yang terdiri dari dua atau lebih persamaan yang diestimasi, dalam model tersebut ada variabel yang bersifat endogen, eksogen, atau gabungan keduanya. VAR juga merupakan metode analisis yang sangat berguna dalam memahami adanya hubungan timbal balik (*interrelationship*) antara variabel-variabel ekonomi maupun dalam pembentukan ekonomi yang terstruktur.

Asumsi yang harus diperhatikan dari data *time series* agar bisa dibentuk menjadi model VAR, yaitu data harus stasioner baik dalam rata-rata maupun dalam varians. Uji akar-akar unit (*Unit Root Test*) merupakan salah satu cara untuk menguji stasioneritas. Metode uji akar-akar unit yang paling terkenal adalah Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) (Thomas, 1997). Hal ini karena

pada prinsipnya uji tersebut dimaksudkan untuk menguji apakah koefisien tertentu dalam model autoregressive yang ditaksir mempunyai nilai 1 atau tidak. Uji ADF dilakukan dengan tahap pengujian hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:

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

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

Statistik uji:

$$ADF_{hitung} = \frac{\hat{\phi} - 1}{SE(\hat{\phi})}$$

dengan

$$SE(\hat{\phi}) = \left[ \hat{\sigma}_e^2 \left( \sum_{t=1}^n Y_{t-1}^2 \right) \right]^{\frac{1}{2}};$$

$$\hat{\sigma}_e^2 = \sum_{t=1}^n \frac{(Y_t - \hat{\phi}Y_{t-1})^2}{(n-1)}; t = 1, \dots, n; Y_0 = 0$$

$H_0$  ditolak jika nilai statistik uji ADF hitung kurang dari nilai tabel Critical Value ADF 5% atau nilai probabilitas ADF lebih kecil dari nilai residual pada output. Jika  $H_0$  ditolak, maka data stasioner.

Untuk melihat adanya hubungan sebab akibat antar variabel maka akan dilakukan uji kausalitas. Adanya hubungan antar variabel tidak membuktikan adanya kausalitas atau pengaruh sehingga untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh satu arah maupun dua arah perlu dilakukan uji kausalitas. Jika sebuah kejadian x terjadi sebelum y, maka terdapat kemungkinan bahwa x mempengaruhi y namun tidak mungkin sebaliknya, inilah ide dalam penerapan Uji kausalitas Granger (Gujarati, 2003). Untuk melakukan pengujian terhadap hipotesis digunakan uji F dengan tahapan hipotesis sebagai berikut

Hipotesis:

$H_0: \theta_{1p}$  atau  $\gamma_{2p} = 0$  (variabel  $\theta$  tidak berpengaruh terhadap variabel  $\gamma$  dan sebaliknya)

$H_1: \theta_{1p}$  atau  $\gamma_{2p} \neq 0$  (variabel  $\theta$  berpengaruh terhadap variabel  $\gamma$  dan sebaliknya)

Statistik uji:

$$F = \frac{RSS_R - RSS_{UR}/p}{RSS_{UR}/(n-b)}$$

dengan

$RSS_R$  = Residual sum of square dari regresi bersyarat

$RSS_{UR}$  = Residual sum of square dari regresi tanpa syarat

p = banyak lag

n = banyak data pengamatan

b = banyak parameter yang diestimasi

$H_0$  ditolak jika  $F > F_{tabel}$  atau p-value  $< \alpha_{0.05}$ . Jika  $H_0$  ditolak.

Sebelum melakukan estimasi parameter pada model simultan, terlebih dahulu harus ditentukan panjang lag. Penentuan Panjang Lag Optimal digunakan untuk menentukan panjang lag optimal yang akan digunakan dalam analisis selanjutnya dan akan menemukan estimasi parameter. Hal ini disebabkan karena estimasi hubungan kausalitas dan model VAR sangat peka terhadap panjang lag, sehingga perlu untuk melihat data kemudian menentukan ketepatan panjang lag (Widarjono, 2007: 243). Lag yang lebih panjang akan mengakibatkan lebih banyak jumlah parameter yang harus diduga dan derajat bebas yang lebih sedikit. Maka diinginkan panjang lag yang cukup sehingga dapat menangkap dinamika sistem yang dimodelkan.

Penentuan panjang lag menggunakan *Akaike Information Criteria* (AIC). Panjang lag yang dipilih didasarkan pada nilai AIC terkecil. Kriteria tersebut dirumuskan sebagai berikut

$$AIC = \log \left( \frac{\sum \hat{e}_i^2}{n} \right) + \frac{2k}{n}$$

dengan:

n = Jumlah observasi yang digunakan

k = Jumlah variabel

$\sum \hat{e}_i^2$  = *Residual Sum of Square*

Setelah panjang lag optimal diperoleh, dilakukan uji stabilitas untuk melihat apakah model yang digunakan stabil atau tidak. Jika model yang digunakan tidak stabil, maka hasil estimasi dengan menggunakan model VAR tidak memiliki tingkat validitas yang tinggi. Oleh karena itu, model yang dikatakan memiliki

validitas tinggi jika sifat invers akarnya memiliki modulus kurang dari satu atau semua titik berada di dalam lingkaran. (Zuhroh, Kusuma, dan Kurniawati, 2018).

Jika data tidak stasioner pada *level difference* dan stasioner pada *first difference*, maka dilakukan pengujian kointegrasi. Terdapat dua metode pengujian kointegrasi, yaitu uji Johansen dan Uji Engle-Granger. Uji Johansen melihat Rank kointegrasi ( $r$ ) dari vektor  $y_t$  yang merupakan banyaknya vektor kointegrasi yang saling bebas. Hipotesis yang diuji adalah

$$H_0: \text{Rank} \leq r$$

$$H_1: \text{Rank} > r$$

Statistik uji yang digunakan adalah

$$\lambda_{trace}(r) = -T \sum_{i=r+1}^n \log(1 - \hat{\lambda}_i)$$

dan uji alternatif nilai Eigen maksimum sebagai berikut:

$$\lambda_{max}(r) = -T \log(1 - \hat{\lambda}_{r_0+1})$$

dengan

$$\hat{\lambda}_i = \text{Matriks eigen } \prod(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$$

T = Jumlah observasi yang teramati

Jika  $\lambda_{trace} < \lambda_{tabel}$  ( $\lambda_{tabel}$  berdasarkan distribusi Empirik dari statistik  $\lambda_{max}$  dan  $\lambda_{trace}$ ) maka diterima  $H_0$  yang berarti kointegrasi terjadi pada rank  $r$ . Model VECM disusun apabila rank kointegrasi ( $r$ ) lebih besar dari nol (Verbeek, 2008).

Uji kointegrasi Engle-Granger dilakukan dengan cara menguji stasioneritas dari residual dengan metode *Dickey Fuller* maupun *Augmented Dickey Fuller* yang memiliki persamaan uji sebagai berikut

$$\varepsilon_t = \beta_1 \varepsilon_{t-1}$$

$$\Delta \varepsilon_t = \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \sum_{i=2}^p \alpha_i \Delta \varepsilon_{t-i+1}$$

Pengujian dibandingkan dengan nilai statistik  $\tau$  (tau) atau nilai kritis Mackinnon (ADF-tabel). Jika nilai absolut statistik ADF lebih besar dari nilai  $\tau$  Mackinnon (ADF-tabel) maka variabel-variabel yang diamati saling berkointegrasi atau memiliki hubungan jangka panjang.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengambil data sekunder dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS Nasional). Data yang digunakan adalah data harga beras, bawang merah, bawang putih, cabai merah, cabai rawit, daging ayam, dan telur ayam periode bulanan dari Juli 2017 hingga Oktober 2021.

Adapun langkah-langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah: (1) Melakukan pemeriksaan kestasioner data menggunakan ADF untuk semua variabel yang digunakan. Jika data tidak stasioner dalam variansi maka dilakukan transformasi logaritma natural (penstabilan variansi). Jika sudah stasioner dalam variansi dilanjutkan dengan uji stasioner dalam rata-rata. Jika belum stasioner dalam rata-rata maka dilakukan proses *differencing*. Jika ada salah satu variabel tidak stasioner pada *level difference* dan stasioner pada *first difference* maka seluruh variabel akan dilakukan *first difference*.

(2) Melakukan pengujian lag optimal yang bertujuan untuk menentukan panjang lag optimal berdasarkan nilai AIC terkecil. (3) Melakukan uji stabilitas untuk melihat apakah model yang digunakan stabil atau tidak dengan melihat grafik uji stabilitas jika semua titik berada di dalam lingkaran maka model yang digunakan telah stabil. (4) Melakukan pengujian kausalitas Granger guna melihat hubungan sebab akibat antar hubungan. (5) Menentukan estimasi parameter. (6) Menentukan ketepatan peramalan.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Melihat sifat stasioneritas dalam rata-rata dilakukan dengan uji akar-akar unit yang dikembangkan oleh Dickey-Fuller. Hasil pengolahan data dengan menggunakan bantuan software Eviews untuk seluruh variabel terkait dapat dilihat pada Tabel 1. Dengan menggunakan tingkat signifikansi 5% hasil estimasi menunjukkan bahwa variabel yang diamati telah stasioner.

Untuk menentukan panjang lag optimal akan digunakan kriteria AIC. Nilai AIC disajikan pada Tabel 2. Berdasarkan kriteria AIC pada Tabel 2 dipilih model yang terbaik adalah model dengan dasar 5 lag. Pemilihan ini berdasarkan pada nilai AIC pada lag 5 lebih kecil dibandingkan lag lainnya.

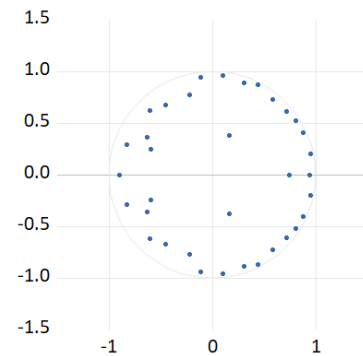
Tabel 1. Uji Akar-akar Unit

Variabel	Nilai DF	DF (5%)	Ket.
Beras	-6,67	-2,92	Stasioner
Bawang Merah	-3,95	-2,92	Stasioner
Bawang Putih	-3,83	-2,92	Stasioner
Cabai Merah	-3,23	-2,92	Stasioner
Cabai Rawit	-3,64	-2,92	Stasioner
Daging Ayam	-3,14	-2,92	Stasioner
Telur Ayam	-4,41	-2,92	Stasioner

Tabel 2. Nilai AIC

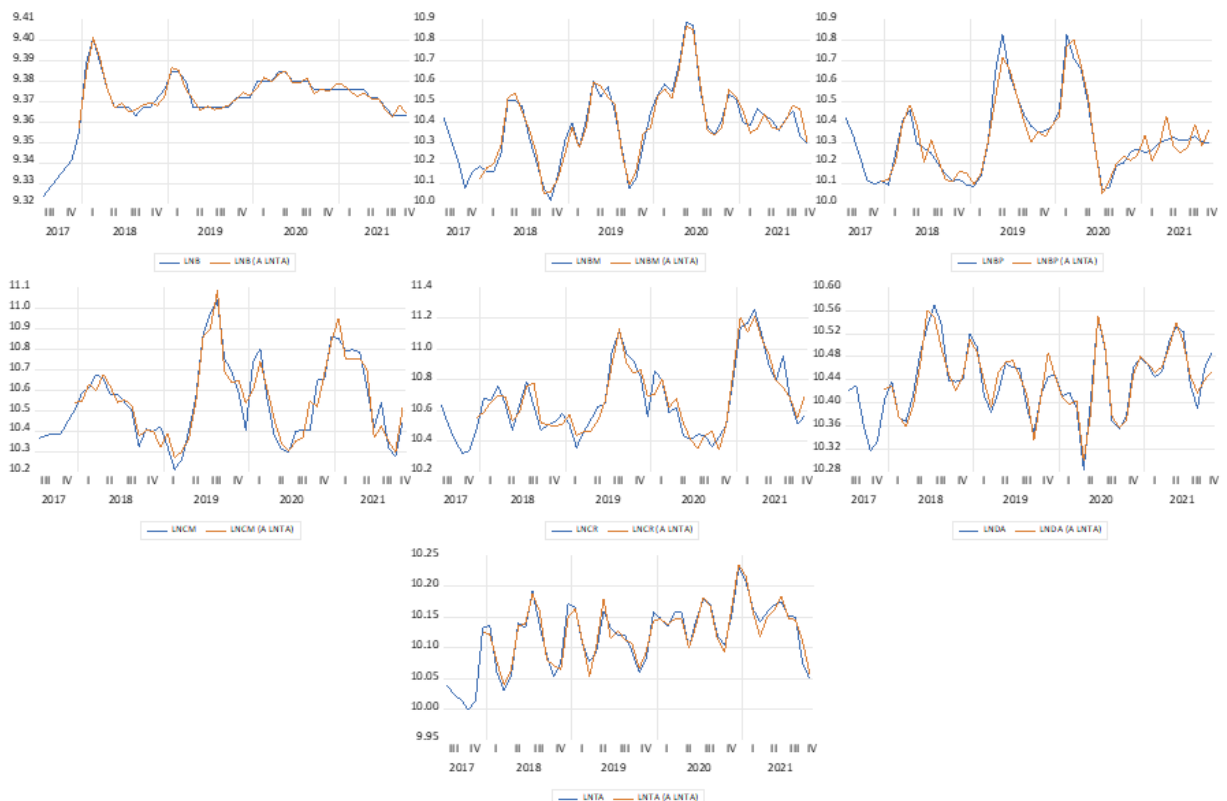
Lag	AIC
0	-16,39
1	-21,13
2	-22,39
3	-21,67
4	-23,33
5	-27,05

Kemudian di uji stabilitas model dengan panjang lag 5. Berdasarkan Gambar 1 menunjukkan bahwa model yang digunakan stabil. Hal ini terlihat pada sifat invers akarnya berada di dalam lingkaran. Maka dapat diartikan bahwa model VAR memiliki validitas yang tinggi.



Gambar 1. Hasil Uji Stabilitas

Menguji kausalitas Granger untuk mengetahui hubungan antar variabel apakah terdapat hubungan searah atau kausal (dua arah). Pengujian kausalitas Granger pada komoditas menunjukkan bahwa perubahan harga telur ayam mempengaruhi harga beras dan perubahan harga cabai merah mempengaruhi harga daging ayam. Namun harga telur ayam tidak dipengaruhi oleh harga beras dan harga cabai merah tidak dipengaruhi oleh harga daging ayam.



Gambar 2. Grafik Perbandingan Data Ramalan dengan Data Asli

Tabel 3. Estimasi Parameter Model VAR(5)

	LNB	LNBM	LNBP	LNCM	LNCR	LNDA	LNTA
LNB(-1)	0,731	2,652	4,041	4,181	-4,713	-0,084	-0,982
LNB(-2)	-0,027	-0,168	-6,753	-18,979	-8,025	-0,448	1,094
LNB(-3)	-0,058	6,609	-2,306	5,268	0,625	2,306	-0,878
LNB(-4)	0,200	-6,308	0,150	-5,920	-7,859	-3,030	-1,393
LNB(-5)	-0,370	4,039	5,781	11,182	10,253	1,838	0,905
LNBM(-1)	-0,704	0,738	0,279	0,081	0,141	-0,005	0,405
LNBM (-2)	-0,010	-0,374	0,097	0,419	-0,077	-0,038	-0,121
LNBM (-3)	-0,005	0,241	-0,538	-1,095	-0,509	0,223	0,104
LNBM (-4)	0,019	0,032	0,416	0,049	0,132	-0,001	0,041
LNBM (-5)	-0,009	-0,081	-0,638	-0,107	-0,569	-0,043	-0,013
LNBP(-1)	0,009	-0,124	0,876	0,203	-0,143	-0,019	-0,077
LNBP (-2)	-0,019	0,387	-0,070	0,021	0,164	-0,180	0,090
LNBP (-3)	0,011	-0,080	-0,504	0,185	-0,063	0,205	-0,272
LNBP (-4)	0,030	-0,393	-0,091	-0,951	-0,338	-0,039	0,014
LNBP (-5)	-0,018	0,096	0,384	0,790	0,253	-0,199	0,038
LNCM(-1)	0,012	0,006	0,222	0,622	0,257	0,152	-0,007
LNCM (-2)	0,010	-0,366	-0,171	-0,329	-0,063	-0,257	0,223
LNCM (-3)	-0,032	0,338	0,184	0,596	0,813	-0,016	0,085
LNCM (-4)	0,004	-0,026	-0,270	-0,572	-0,687	0,351	-0,069
LNCM (-5)	0,029	0,013	-0,015	-0,450	-0,019	-0,043	0,120
LNCR(-1)	-0,014	0,117	0,123	0,074	0,472	-0,121	0,101
LNCR (-2)	0,014	-0,024	-0,203	0,129	-0,078	0,188	-0,205
LNCR (-3)	0,029	-0,111	0,178	-0,267	-0,288	0,022	-0,064
LNCR (-4)	-0,011	0,089	0,038	0,111	0,132	-0,171	0,074
LNCR (-5)	-0,015	0,116	0,067	0,124	0,027	0,011	-0,032
LNDA(-1)	-0,028	-0,639	-1,164	0,820	0,163	0,680	-0,002
LNDA (-2)	-0,015	-1,048	0,506	-1,265	-0,600	-0,635	0,323
LNDA (-3)	-0,051	0,733	0,171	1,563	0,113	0,111	0,101
LNDA (-4)	0,035	-1,156	-0,964	-2,683	-2,022	0,255	-0,128
LNDA (-5)	0,054	0,751	-0,299	-2,185	-1,231	0,155	0,385
LNTA (-1)	0,169	0,487	-1,391	-2,239	-1,178	0,261	-0,299
LNTA (-2)	0,080	-0,597	0,473	-0,993	0,237	-0,526	-0,186
LNTA (-3)	-0,090	0,651	-0,079	2,818	2,644	-0,139	-0,142
LNTA (-4)	0,038	-0,479	1,415	1,064	0,931	-0,405	-0,250
LNTA (-5)	-0,062	-0,073	0,014	1,588	1,999	0,320	0,297
C	3,671	-45,496	11,022	70,871	96,699	3,802	16,093
R-Square	0,933	0,950	0,927	0,897	0,899	0,914	0,922

Selanjutnya menggunakan model VAR dengan panjang lag 5 atau VAR(5) diperoleh hasil estimasi parameter (ditampilkan pada Tabel 3). Hasil estimasi ini diperoleh dengan menggunakan metode OLS atau metode kuadrat terkecil. Dengan model yang telah diperoleh, dapat dilakukan peramalan harga komoditas pangan. Sebelum itu, akan dilakukan perbandingan hasil ramalan dengan data asli. Perbandingan ini dapat dilihat melalui grafik. Grafik perbandingan ditampilkan pada Gambar 2.

Berdasarkan Gambar 2 dengan garis biru sebagai data asli dan garis kuning sebagai data ramalan memperlihatkan bahwa peramalan yang dilakukan hampir mendekati data aslinya untuk setiap komoditas pangan.

Berdasarkan Tabel 3 diperlihatkan *R-square* untuk tiap model. Pada pemodelan menggunakan metode VAR(5) dapat dijelaskan sebesar 93,3% untuk komoditas pangan beras, 95% untuk komoditas pangan bawang merah, 92,7% untuk komoditas pangan jenis bawang

putih, 89,7% untuk komoditas pangan cabai merah, 89,9% untuk komoditas pangan cabai rawit, 91,4% untuk komoditas daging ayam, dan 92,2% untuk komoditas telur ayam.

Kemudian untuk melihat ketepatan peramalan pada model VAR(5). Menggunakan uji kesalahan model dengan metode *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Percentage Absolute Error* (MAPE). RMSE adalah jumlah dari kesalahan kuadrat atau selisih antara nilai sebenarnya dengan nilai prediksi yang telah ditentukan. MAE menunjukkan nilai kesalahan rata-rata error dari nilai sebenarnya dengan nilai prediksi. Sedangkan, MAPE merupakan lanjutan dari penentuan nilai MAE dengan menentukan nilai persentase yang dihasilkan. Hasil uji kesalahan ini ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Uji Kesalahan Model

Variabel	RMSE	MAE	MAPE
Beras	0,002	0,002	0,018
Bawang Merah	0,041	0,033	0,316
Bawang Putih	0,051	0,040	0,383
Cabai Merah	0,064	0,053	0,506
Cabai Rawit	0,074	0,059	0,554
Daging Ayam	0,017	0,014	0,133
Telur Ayam	0,013	0,010	0,100

Berdasarkan Tabel 4 bahwa nilai RMSE, MAE, dan MAPE sangat kecil. Hal ini menunjukkan bahwa kesalahan peramalan pada model ini sangat akurat.

Hasil penelitian ini diharapkan bisa digunakan sebagai dasar kebijakan pemerintah dalam mengatasi inflasi. Diharapkan dengan peramalan ini pemerintah dan Bank Indonesia dapat lebih menstabilkan harga komoditas pangan agar tidak memberatkan masyarakat dalam memenuhi kebutuhan apalagi masih dalam pandemi ini.

## KESIMPULAN

Model VAR yang diperoleh adalah model VAR dengan panjang lag 5 atau bisa ditulis juga dengan VAR(5). Berdasarkan VAR(5) diketahui bahwa harga komoditas pangan dipengaruhi oleh komoditas pangan lainnya selama 5 bulan sebelumnya. Berdasarkan hubungan antar komoditas pangan menunjukkan bahwa perubahan harga telur ayam mempengaruhi harga beras dan

perubahan harga cabai merah mempengaruhi harga daging ayam. Namun untuk hubungan yang lain belum ada terlihat hubungan sebab akibat.

Berdasarkan grafik pembandingan antara data ramalan dengan data asli memperlihatkan bahwa peramalan yang dilakukan mendekati data asli. Hal ini dapat merepresentasikan bahwa data ramalan kedepannya tidak akan jauh berbeda dengan data aslinya. Dan model ini memiliki nilai kesalahan atau galat yang sangat kecil sehingga bisa dikatakan bahwa model ini sangat akurat. Hal ini dijelaskan oleh nilai RMSE, MAE, dan MAPE untuk setiap komoditas pangan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. (2020). *Laporan Perekonomian Indonesia 2020*. Diakses dari <https://www.bps.go.id>. Tanggal akses 6 November 2021.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., dan Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Clark, J., & Schkade. (1983). *Statistical Analysis for Administrative Decisions*. USA: Ohio South-Western Publishing CO.
- Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometrics*. 4<sup>th</sup> ed. New York: Gary Burke.
- Halim, S., & Chandra, A. (2011). Pemodelan Time Series Multivariat Secara Automatis. *Jurnal Teknik Industri*, 13(1):19-26.
- Hanke, J., & Wichern, D. (2005). *Business Forecasting*. Pearson Prentice Hall.
- Manurung, J. J., Manurung, A. H., & Saragih, F. D. (2005). *Ekonometrika, Teori dan Aplikasi*. Jakarta : Elex Media Komputindo.
- Prabowo, D. W. (2014). Pengelompokan Komoditi Bahan Pangan Pokok Metode Analytical Hierarchy Process. *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, 8(2):163-182.
- Santoso, T., & Basuki, M. U. (2011). Aplikasi model GARCH pada data inflasi bahan makanan Indonesia Periode 2005.1-2010.6. *Jurnal Organisasi dan Manajemen*, 7(1):38-52.
- Sims, C. A. (1972). "Money, Income, and Causality". *American Economic Review*, Vol. 62: 540-552.
- Suarsih, S., Achsani, N. A., & Nuryartono, N. (2016). Dampak Perubahan Nilai Tukar terhadap Indeks Harga Konsumen Bahan

- Makanan di Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia*. 17(1):1-14
- Thomas, R. L. (1997). *Modern Econometrics – an Introduction*. England : Addison Wesley.
- Verbeek, M. (2008). *A Guide to Modern Econometrics*, 3rd ed. West Sussex: John Wiley & Sons, Inc.
- Widarjono A. (2007). *Ekonometrika Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis*. Edisi kedua. Yogyakarta: Ekonosia.
- Zuhror, I., Kusuma, H., & Kurniawati, S. (2018). An Approach of Vector Autoregression Model for Inflation Analysis in Indonesia. *Journal of Economics, Business, and Accountancy Ventura*, 20(3) : 261-268.