

# Peramalan Harga Gabah Kering Panen (GKP), Gabah Kering Giling (GKG) dan Beras di Tingkat Produsen Jawa Timur dengan Pendekatan Metode *Univariate*

Yunaz Firdhani dan Brodjol Sutijo

Jurusan Statistika, Fakultas MIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

*e-mail:* brodjol\_su@statistika.its.ac.id

**Abstrak**— Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi lumbung padi nasional, yang selama ini selalu menjadi tulang punggung produksi beras nasional. Seiring dengan adanya suatu permasalahan masyarakat Indonesia, yakni selalu menjadikan beras sebagai bahan makanan pokok, sehingga kebutuhan akan beras selalu kontinyu, maka perlu dilakukan suatu estimasi peramalan terhadap harga beras dan harga gabah (GKP dan GKG). Untuk mengantisipasi terjadinya lonjakan harga yang drastis. Ada dugaan ketiga variabel tersebut saling berpengaruh, permasalahannya adalah bagaimana meramalkan ketiga variabel tersebut secara bersama-sama, maka pemodelan secara multivariat perlu mendapatkan pertimbangan yaitu dengan menggunakan model Vector Autoregressive (VAR). Selain itu metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) juga digunakan dalam penelitian ini, yang selanjutnya akan dibandingkan dengan model VAR. Uji kausal Granger digunakan untuk mengetahui hubungan antar variabel. Hasil yang diperoleh adalah terdapat hubungan kausal dua arah antar harga GKG dan beras. Model peramalan terbaik berdasarkan kriteria out sample menghasilkan bahwa model VARIMA (6,1,0) merupakan model yang sesuai untuk meramalkan harga GKG. Sedangkan untuk harga GKP dan beras lebih sesuai jika menggunakan model ARIMA. Model ARIMA untuk harga GKP adalah ARIMA (0,1,[5,11]) (1,0,0)<sup>12</sup>, sedangkan untuk harga beras adalah ARIMA (0,1,1)(1,0,1)<sup>12</sup>.

**Kata Kunci**— Harga, ARIMA, VAR, dan Granger Causality.

## I. PENDAHULUAN

SEKTOR pertanian masih menjadi primadona perekonomian di Indonesia, meskipun telah terjadi transformasi struktur ekonomi, dimana perekonomian negara lebih ditopang pada sektor industri dan jasa. Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi lumbung padi nasional, yang diamanahkan pemerintah pusat dapat memenuhi setengah dari total surplus beras nasional 10 juta ton pada tahun 2014. Dinas Pertanian Jatim mengakui jika selama ini Jatim selalu menjadi tulang punggung produksi beras nasional oleh pemerintah pusat [1]. Di Indonesia ketersediaan beras diatur oleh Perum BULOG. BULOG merupakan sebuah Perum yang berfungsi untuk mengamankan harga dasar pembelian gabah, pendistribusian beras untuk masyarakat miskin. Seiring dengan adanya suatu permasalahan masyarakat Indonesia, yakni selalu menjadikan beras sebagai bahan makanan pokok, maka kelangkaan akan beras menyebabkan tingginya harga beras, sehingga bulog perlu mendapatkan informasi kapan biasanya harga akan naik, karena kebutuhan akan beras selalu menjadi prioritas, oleh

karena itu perlu dilakukan suatu estimasi peramalan terhadap harga beras dan harga gabah. Metode yang sering digunakan untuk menyelesaikan data deret waktu seperti ini adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

Secara teori ekonomi kenaikan harga gabah di tingkat produsen akan diikuti secara proposional oleh kenaikan harga beras tingkat produsen. Jatuhnya harga gabah lokal juga tak terlepas dari membanjirnya beras impor diberbagai daerah, dikarenakan harga beras impor lebih murah dibandingkan beras lokal, yang akhirnya berpengaruh juga terhadap kenaikan harga gabah di tingkat produsen. Sehingga ketiga variabel harga GKG, GKP, dan beras saling berhubungan, maka pemodelan secara *multivariate* perlu mendapatkan pertimbangan yaitu dengan menggunakan model *Vector Auto-regressive* (VAR). Oleh karena itu dalam penelitian ini, hasil pemodelan dengan ARIMA akan dibandingkan dengan hasil pemodelan secara *multivariate* menggunakan *Vector Autoregressive* (VAR) dengan mempertimbangkan pengaruh antar ketiga harga GKP, GKG, dan beras di tingkat produsen Jawa Timur.

Penelitian terkait dengan harga beras pernah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya. Zacky [2], penelitian tersebut membahas peramalan dan faktor-faktor yang mempengaruhi fluktuasi harga beras di beberapa kota besar di pulau Jawa dan Bali, dengan kasus pengendalian harga beras pada Badan Ketahanan Pangan Nasional. Morphi [3] melalui persamaan model ARIMA, untuk meramalkan harga beras produsen dan konsumen di Kabupaten Sidoarjo dan Banyuwangi. Penelitian lain yang terkait dengan model *Vector Autoregressive* (VAR) pernah dilakukan oleh Oktiningrum [4] melalui persamaan model VAR, didapatkan model VAR yang sesuai untuk meramalkan komoditas cabai merah dan cabai rawit di Surabaya.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. *Time Series*

Menurut Wei [5] Deret waktu (*time series*) merupakan serangkaian pengamatan obyek berdasarkan urutan waktu. Data penelitian yang digunakan tergantung oleh waktu, sehingga terdapat korelasi antara data/ kejadian saat ini dengan data dari satu periode sebelumnya.

### B. *Model ARIMA*

Model ARIMA digunakan untuk memodelkan data *time series*. Model ARIMA ( $p, d, q$ ) yang dikenalkan oleh Box dan Jenkins dengan orde  $p$  dari AR, orde  $d$  merupakan *differencing*, dan orde  $q$  dari MA. Bentuk umum dari model ARIMA pada

orde ke-p,q dengan proses *differencing* sebanyak d sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (1)$$

dengan

- $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$
- $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$

ARIMA sering juga disebut metode runtun waktu *Box-Jenkins*. Prosedur-prosedur peramalan yang harus diperhatikan dalam model ARIMA yaitu identifikasi model sementara, estimasi parameter, pemeriksaan residual model, lalu dilakukan peramalan.

### C. Granger Causality Test

Uji kausal Granger dikenalkan pertama kali oleh *Clive W. J Granger*. Dalam Gujarati [6], secara umum bentuk model dari *Granger Causality* untuk 2 variabel yaitu.

$$Z_{1t} = \sum_{i=1}^m \Phi_i Z_{1t-i} + \sum_{j=1}^m \Phi_j Z_{2t-j} + a_{1t} \quad (2)$$

$$Z_{2t} = \sum_{i=1}^m \Phi_i Z_{1t-i} + \sum_{j=1}^m \Phi_j Z_{2t-j} + a_{2t} \quad (3)$$

### D. Model VAR

Salah satu pemodelan dalam analisis *time series* yang bersifat multivariate adalah model *Vector Autoregressive* (VAR). Dalam melakukan pemodelan *time series*, sebelum mengidentifikasi model yang sesuai untuk data *time series*, data tersebut haruslah stasioner terlebih dahulu, baik dalam *mean* maupun varians. Jika data *time series* tidak stasioner terhadap varians maka perlu dilakukan transformasi *Box-cox* sedangkan jika data tidak stasioner dalam *mean* maka perlu dilakukan *differencing* pada data tersebut. Secara umum persamaan model VAR (*p*) dapat ditulis sebagai berikut.

$$\dot{Z}_t = \Phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \Phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \quad (4)$$

### E. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

*Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) akan digunakan dalam proses pemilihan model terbaik.

RMSE merupakan ukuran perbedaan antara nilai prediksi dari model atau penaksir dengan nilai sebenarnya dari observasi. Untuk mengetahui besarnya nilai RMSE digunakan rumus sebagai berikut :

$$RMSE_{out\ sample} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}} \quad (5)$$

dan

$$RMSE_{in\ sample} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n-p}} \quad (6)$$

dengan n merupakan banyak ramalan yang dilakukan dan p merupakan banyak parameter yang ditaksir.

Sedangkan MAPE dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut dibagi dengan nilai observasi pada tiap periode. Kemudian, merata-rata kesalahan persentase absolut tersebut. Untuk mengetahui besarnya nilai RMSE digunakan rumus sebagai berikut :

$$MAPE_{out\ sample} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t} \times 100\% \quad (7)$$

dan

$$MAPE_{in\ sample} = \frac{1}{n-p} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t} \times 100\% \quad (8)$$

### F. Penentuan Harga Gabah dan Beras

Menurut Asran [7] Mekanisme penentuan harga gabah kering panen (GKP) dan gabah kering giling (GKG) adalah sebagai berikut :

Kondisi awal dari bahan gabah kering panen (GKP) kemudian dilakukan konversi dari GKP ke beras sebesar 50,68%, jika dilakukan konversi dari bahan GKG ke beras yaitu sebesar 63,69%. Dari kondisi awal GKG susut pasca penggilingan sebesar 3,25%. Berdasarkan inpres (instruksi presiden) No. 5 / 2015 setelah dilakukan konversi dan rendemen maka didapatkan harga beras sebesar Rp 7.300/kg, dengan perhitungan harga GKP dibagi dengan nilai konversi dari bahan awal GKP ke beras (Rp 3.750 / 50,68% = Rp 7.300). Jika perhitungan harga beras berdasarkan konversi dan rendemen dari GKG maka perhitungannya menjadi, harga GKG dibagi dengan nilai konversi dari bahan awal GKG ke beras (Rp 4.650 / 63,69% = Rp 7.300).

## III. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, dalam bentuk data bulanan yang diperoleh dari database Perum BULOG Divre Jatim pada bagian Analisa Harga dan Pasar (GASAR), yakni data harga gabah kering panen (GKP), gabah kering giling (GKG) dan beras, dengan periode waktu bulan Januari 2001 sampai Desember 2014 dengan jumlah data setiap variabel sebanyak 168 data. Data dibagi menjadi data *in sample* sejumlah 156 data mulai Januari 2001- Desember 2013 dan *out sample* sejumlah 12 data terakhir, mulai bulan Januari – Desember 2014.

Terdapat 3 variabel yang akan digunakan pada penelitian ini. Variabel tersebut sebagai berikut :

$Z_{1,t}$  = Harga jual gabah kering panen (GKP) tingkat produsen (Rp).

$Z_{2,t}$  = Harga jual gabah kering giling (GKG) tingkat produsen (Rp).

$Z_{3,t}$  = Harga jual beras tingkat produsen (Rp).

Tahapan penelitian yang dilakukan secara umum adalah sebagai berikut :

Langkah 1: Membentuk model ketiga harga GKP, GKG, dan beras menggunakan metode ARIMA dan VAR berdasarkan data *in sample*.

Langkah 2: Meramalkan ketiga variabel harga tersebut dengan model yang terbentuk untuk 12 periode kedepan untuk dibandingkan dengan data *out sample*.

Langkah 3: Memilih model terbaik dengan melihat ketepatan hasil peramalan dengan menggunakan kriteria RMSE dan MAPE.

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari ketiga harga GKP, GKG, dan beras di tingkat produsen Jawa Timur nilai rata-rata untuk harga GKP, GKG, dan beras masing-masing yaitu Rp 2.386, Rp 2.902, dan Rp 4.377/kg. Beras mempunyai rata-rata harga paling tinggi, yaitu sebesar Rp

4.377, dikarenakan komoditas beras merupakan hasil padi akhir yang siap untuk dikonsumsi dan dipasarkan kepada masyarakat. Ukuran penyebaran data, bisa diketahui dari nilai standar deviasi data. Persebaran data harga GKP, GKG dan beras cenderung besar masing-masing yaitu 1037, 1175, dan 1863.

**Tabel 1.** Matriks Korelasi Harga Komoditas

Harga Komoditas	GKP	GKG
GKG	0,997 0,000	
Beras	0,996 0,000	0,997 0,000

Nilai korelasi pada setiap variabel mempunyai *p-value* sebesar 0,000 yang berarti lebih kecil dari 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa antar ke tiga variabel tersebut (harga GKP, GKG, dan beras) mempunyai hubungan linier satu sama lain.

**A. Pemodelan Data Secara Univariate (ARIMA)**

Setelah ke tiga variabel dinyatakan stasioner terhadap varian dan *mean*, selanjutnya dilakukan pemodelan untuk ke tiga harga GKP, GKG, dan beras, sehingga diperoleh model duga-an dari ke tiga variabel tersebut sebagai berikut:

**Tabel 2.** Estimasi Parameter Model ARIMA

Harga	Model	Parameter	Estimasi	p_value
GKP	ARIMA (0,1,[5,11]) (1,0,0) <sup>12</sup>	$\theta_5$	0,32785	<0,0001
		$\theta_{11}$	-0,35737	< 0,0001
		$\Phi_1$	0,24049	0,0039
GKG	ARIMA (0,1,0)(1,0,1) <sup>12</sup>	$\Phi_1$	0,89393	< 0,0001
		$\Theta_1$	0,67187	< 0,0001
Beras	ARIMA (0,1,1)(1,0,1) <sup>12</sup>	$\theta_1$	-0,42949	< 0,0001
		$\Phi_1$	1,00000	< 0,0001
		$\Theta_1$	0,89351	< 0,0001

Tabel 2 menjelaskan bahwa parameter model ARIMA untuk ke tiga harga GKP, GKG, dan beras telah signifikan pada model. Setelah parameter signifikan kemudian dilakukan pengecekan asumsi residual *white noise* dan normalitas.

**Tabel 3.** Diagnostic Check Model ARIMA

Harga	Model	Cek Residual White Noise		Cek Normalitas	
		Lag	P_value	D	p_value
GKP	ARIMA (0,1,[5,11]) (1,0,0) <sup>12</sup>	6	0,1486	0,061225	>0,1500
		12	0,5157		
		18	0,5859		
		24	0,2392		
GKG	ARIMA (0,1,0)(1,0,1) <sup>12</sup>	6	0,5473	0,081999	0,0118
		12	0,6306		
		18	0,7407		
		24	0,8413		
Beras	ARIMA (0,1,1)(1,0,1) <sup>12</sup>	6	0,2165	0,098365	<0,0100
		12	0,1273		
		18	0,2116		
		24	0,2576		

Tabel 3 menjelaskan bahwa residual dari seluruh model *white noise*. Tetapi hanya model ARIMA (0,1,[5,11]) (1,0,0)<sup>12</sup> yang menghasilkan residual normal (*p\_value*>0,05). Ketidak-

normalan residual pada data harga GKG dan beras diakibatkan adanya *outlier*, sehingga perlu dilakukan deteksi *outlier*. Ditemukan terdapat 11 *outlier* pada data harga GKG dan 26 *outlier* pada data harga beras dengan dua tipe *outlier*, yaitu *shift* dan *additive*. Dengan adanya *outlier*, perlu diestimasi ulang nilai parameter dan pengujian diagnostik. Nilai estimasi dan signifikansi parameter ARIMA dengan deteksi *outlier* seperti ditunjukkan pada tabel 4.

**Tabel 4.** Estimasi Parameter Model ARIMA Harga GKG dan Beras dengan *Outlier*

Harga	Parameter	Estimasi	S. Error	P_value	Tipe <i>Outlier</i>
GKG	$\Theta_1$	0,72238	0,13142	< 0,0001	-
	$\Phi_1$	0,92583	0,08556	< 0,0001	-
	$\omega_1$	-0,09395	0,03295	0,0050	ao122
	$\omega_2$	-0,08197	0,03221	0,0119	ao31
	$\theta_1$	-0,78989	0,05606	< 0,0001	-
	$\Theta_1$	0,70688	0,10826	< 0,0001	-
	$\Phi_1$	1,0000	0,05155	< 0,0001	-
	$\omega_1$	2,36427	0,46268	<0,0001	ls74
	$\omega_2$	-2,26485	0,38666	<0,0001	ls122
	$\omega_3$	-2,29801	0,38783	<0,0001	ls76
Beras	$\omega_4$	2,84801	0,50181	<0,0001	ls127
	$\omega_5$	-2,13522	0,46296	<0,0001	ao60
	$\omega_6$	16,8273	0,31431	<0,0001	ao13
	$\omega_7$	1,50349	0,40303	0,0003	ls109
	$\omega_8$	1,85150	0,51686	0,0005	ls126
	$\omega_9$	1,54591	0,31626	<0,0001	ls51
	$\omega_{10}$	1,36469	0,39379	0,0007	ls58
	$\omega_{11}$	-1,32450	0,35333	0,0003	ls69
	$\omega_{12}$	-1,39439	0,39549	0,0006	ao107
	$\omega_{13}$	1,39965	0,42724	0,0013	ls72
	$\omega_{14}$	-1,40988	0,35564	0,0001	ao119
	$\omega_{15}$	0,90693	0,40327	0,0261	ls62
	$\omega_{16}$	1,25227	0,32318	0,0002	ls98

Tabel 4 menjelaskan bahwa semua parameter dan *outlier* signifikan terhadap model dengan tipe *outlier* yaitu *shift* dan *additive outlier*. *Additive outlier* merupakan pencilan yang hanya merubah *output* sistem tanpa adanya pengaruh berkelanjutan pada data deret waktu sebelumnya atau sesudahnya, dalam kasus ini sebagian besar *outlier tipe additive* dikarenakan adanya bulan paceklik, tetapi akan terjadi musim panen kembali (baru) pada bulan berikutnya. Sedangkan *level shift outlier* merupakan modifikasi intervensi dan pencilan yang mempengaruhi hingga akhir pengamatan, memberikan suatu perubahan yang tiba-tiba dan permanen. Dalam hal ini *tipe outlier shift* yang pengaruhnya berdampak cukup besar terhadap kenaikan harga beras, terjadi pada bulan februari 2007 karena pada bulan tersebut terindikasi kekurangan suplai beras di pasar. Pada sisi lain stok yang dimiliki pemerintah pun makin terbatas karena stok tahun lalu sebagian besar sudah digunakan

untuk Raskin 2007 yang dipercepat penyalurannya sejak Desember 2006, sementara pengadaan gabah/beras tahun ini (2007) belum dapat dilaksanakan karena tertundanya musim tanam akibat kendala iklim. Selanjutnya hasil residual *white noise* dan berdistribusi normal sebagai berikut:

**Tabel 5.** *Diagnostic Check Model ARIMA dengan Outlier*

Harga	ARIMA Outlier	Cek Residual White Noise		Cek Normalitas	
		Lag	P_value	D	P_value
GKG	(0,1,0) (1,0,1) <sup>12</sup>	6	0,6999	0,070431	0,0592
		12	0,5277		
		18	0,6958		
		24	0,7602		
Beras	(0,1,1) (1,0,1) <sup>12</sup>	6	0,6855	0,059926	>0,150
		12	0,9013		
		18	0,7231		
		24	0,7475		

Tabel 5 menjelaskan bahwa hasil pengujian *Ljung Box* model ARIMA dengan deteksi *outlier* pada data harga GKG, dan beras telah *white noise*. Selain itu juga hasil yang didapatkan adalah residual model untuk harga GKG dan beras telah berdistribusi normal karena  $p\_value > \alpha(5\%)$ .

**Tabel 6.** Perbandingan Kebaikan Model ARIMA dan ARIMA dengan Deteksi *Outlier*

Harga	Kriteria	ARIMA	ARIMA (Outlier)
GKP	AIC	<b>-563,933</b>	-
	SBC	<b>-554,803</b>	-
GKG	AIC	-598,248	<b>-608,526</b>
	SBC	-592,161	<b>-596,352</b>
Beras	AIC	382,4079	<b>261,2897</b>
	SBC	391,5381	<b>319,1148</b>

Model terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC dan SBC terkecil. Tabel 6 digunakan untuk perbandingan kriteria kebaikan model *in sample* model ARIMA dan ARIMA dengan deteksi *outlier* pada data harga GKG dan beras, didapatkan hasil bahwa nilai AIC dan SBC menunjukkan model ARIMA dengan deteksi *outlier* lebih kecil.

**B. Granger Causality Test**

Dilakukan uji hubungan kausal *Granger* untuk memastikan bahwa harga GKP, GKG, dan beras saling mempengaruhi. Uji hubungan kausal *Granger* dilakukan terhadap ketiga harga tersebut adalah sebagai berikut.

- $H_0$  : harga GKP mempengaruhi harga GKG dan beras, tetapi tidak sebaliknya.  
 $H_1$  : harga GKP berpengaruh signifikan terhadap harga GKG dan beras, begitu juga sebaliknya
- $H_0$  : harga GKG mempengaruhi harga GKP dan beras, tetapi tidak sebaliknya.  
 $H_1$  : harga GKG berpengaruh signifikan terhadap harga GKP dan beras, begitu juga sebaliknya
- $H_0$  : harga beras mempengaruhi harga GKP dan GKG, tetapi tidak sebaliknya.  
 $H_1$  : harga beras berpengaruh signifikan terhadap harga GKP dan GKG, begitu juga sebaliknya

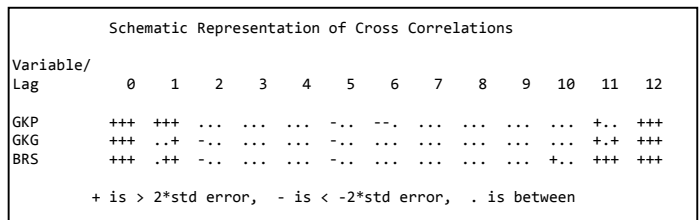
**Tabel 7.** *Granger Causality Test*

Test	DF	Chi-Square	p_value
1	12	8,45	0,7488
2	12	41,35	<0,0001
3	12	26,01	0,0107

Berdasarkan tabel 7 dengan menggunakan tingkat signifikansi 5%, didapatkan keputusan gagal tolak  $H_0$  pada kausal (1) yang artinya bahwa pada kausal (1) harga GKP mempengaruhi harga GKG dan beras, tetapi tidak sebaliknya, dan  $H_0$  ditolak pada kausal (2) dan kausal (3), yang artinya bahwa pada kausal (2) harga GKG berpengaruh secara signifikan terhadap harga GKP dan beras, untuk kausal (3) berarti bahwa harga beras berpengaruh secara signifikan terhadap harga GKP dan GKG.

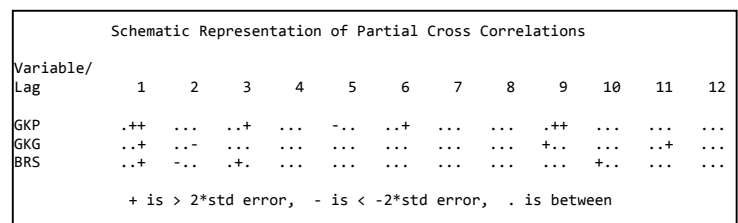
**C. Pemodelan Data Secara Multivariate (VAR)**

Secara umum peramalan harga GKP, GKG, dan beras dengan menggunakan metode VAR melalui 4 tahap, yaitu pendugaan model awal, penaksiran parameter, uji diagnostik, menentukan model VAR akhir. Langkah pengerjaan VAR (*Vector Autoregressive*) sama dengan ARIMA, hanya bedanya berupa matriks. Apabila pada ARIMA menggunakan ACF dan PACF, pada VAR (*Vector Autoregressive*) menggunakan MACF dan MPACF. Seperti yang diketahui sebelumnya, bahwa variabel  $Z_{1t}$ ,  $Z_{2t}$  dan  $Z_{3t}$  belum stasioner terhadap varians, karena pemodelan selanjutnya menggunakan pemodelan secara *multivariate* (VAR), sehingga dilakukan transformasi dengan jenis transformasi yang sama yaitu menggunakan  $\ln$  untuk ke tiga data harga GKP, GKG, dan beras. Berikut ini merupakan skema MACF dan MPACF ketiga harga tersebut.



**Gambar 1.** Skema MACF Setelah Dilakukan *Differencing*

Setelah dilakukan *differencing*, skema matriks (MACF) pada Gambar 2 menunjukkan bahwa skema MACF sudah stasioner dalam *mean*. Hal ini ditunjukkan oleh munculnya simbol (+) dan (-) hanya pada lag-lag tertentu. Setelah data stasioner, langkah selanjutnya yaitu menduga model awal VAR. Penentuan orde VAR dilakukan menggunakan plot matriks korelasi parsial (MPACF) berikut:



**Gambar 2.** Skema MPACF Setelah Dilakukan *Differencing*

Plot MPACF pada Gambar 2 menunjukkan adanya simbol (+) atau (-) pada lag 1, 2, 3, 5, 6, dan 9. Diduga orde VAR memuat lag-lag tersebut. Selain menggunakan plot MPACF, penentuan orde VAR juga dapat dilakukan dengan melihat nilai AIC model sebagai berikut:

**Tabel 8. Minimum Information Criterion**

Lag	MA 0	MA 1
AR 1	-22.00484	-21,91511
AR 2	-21.98825	-21,88986
AR 3	-22.03932	-21,9407
AR 4	-21.92146	-21,84417
AR 5	-21.97288	-21,97013
AR 6	<b>-22.14251*</b>	-22,08124

Tabel 8 menunjukkan orde yang sesuai dalam model VAR. Pada tabel tersebut ditunjukkan bahwa nilai AIC terkecil model VAR terletak di MA(0) dan AR(6). Sehingga model yang terpilih dari data ketiga harga yang diperoleh adalah VAR (6). Pada model VAR dugaan awal menghasilkan bahwa belum ada parameter yang signifikan berpengaruh pada model. Sehingga untuk mengatasinya, perlu dilakukan pembatasan atau *restrict* pada parameter yang tidak signifikan untuk mendapatkan parameter yang signifikan terhadap model. Hasil penaksiran parameter model *restrict* untuk model VAR(6) terlihat pada Tabel 9.

**Tabel 9. Signifikansi Parameter Model Restrict VAR(6)**

Equation	Parameter	Estimate	Std Error	p_value	Variabel
GKP	$\phi_{1,1}$	0,239	0,07894	0,003	GKP(t-1)
	$\phi_{5,1}$	-0,19314	0,04621	0,0001	GKP(t-5)
GKG	$\phi_{1,1}$	0,28478	0,0755	0,0002	GKP(t-1)
	$\phi_{1,2}$	-0,21216	0,10271	0,0408	GKG(t-1)
	$\phi_{3,3}$	0,19486	0,05726	0,0009	BRS(t-3)
	$\phi_{1,1}$	0,20961	0,05385	0,0002	GKP(t-1)
Beras	$\phi_{1,2}$	0,05139	0,03127	<b>0,1026</b>	<b>GKG(t-1)</b>
	$\phi_{2,2}$	-0,08575	0,03839	0,0272	GKG(t-2)
	$\phi_{3,1}$	0,10498	0,03299	0,0018	GKP(t-3)
	$\phi_{3,3}$	-0,0472	0,01363	0,0007	BRS(t-3)
	$\phi_{4,1}$	0,11255	0,04799	0,0205	GKP(t-4)
	$\phi_{4,3}$	-0,16256	0,07986	0,0438	BRS(t-4)
	$\phi_{6,1}$	0,1291	0,03048	0,0001	GKP(t-6)

Tabel 9 diketahui bahwa data ketiga harga GKP, GKG, dan beras cenderung dipengaruhi oleh ketiga harga itu sendiri pada waktu sebelumnya. Untuk harga beras yang tidak dipengaruhi secara signifikan oleh harga GKG (t-1) pada bulan sebelumnya karena  $p\_value > \alpha(5\%)$ . Hal tersebut dianggap kurang relevan jika dibandingkan dengan keadaan sebenarnya, karena pada umumnya pembentukan harga beras dipengaruhi oleh kondisi harga gabah kering panen (GKP), dan gabah kering giling (GKG) pada waktu sebelumnya. Sehingga dalam penelitian ini diputuskan untuk tetap menggunakan persamaan beras pada variabel GKG (t-1) pada model.

Setelah terpilih model VARIMA (6,1,0) untuk harga GKP, GKG, dan beras. Perlu diingat, sebelumnya model telah dilakukan transformasi ln dan proses *differencing* orde 1 selanjutnya dilakukan permodelan dengan parameter yang telah di-*restrict* sebagai berikut:

$$(1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \Phi_3 B^3 - \Phi_4 B^4 - \Phi_5 B^5 - \Phi_6 B^6)(1 - B)Z_t^* = a_t$$

dimana  $Z_t^* = \ln Z_t$ , sehingga modelnya jika ditulis dalam matriks sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t}^* \\ Z_{2,t}^* \\ Z_{3,t}^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{1,t-1}^* \\ Z_{2,t-1}^* \\ Z_{3,t-1}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,239 & 0 & 0 \\ 0,285 & -0,212 & 0 \\ 0,21 & 0,051 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-1}^* \\ Z_{2,t-1}^* \\ Z_{3,t-1}^* \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0,239 & 0 & 0 \\ 0,285 & -0,212 & 0 \\ 0,21 & 0,051 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-2}^* \\ Z_{2,t-2}^* \\ Z_{3,t-2}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,086 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-2}^* \\ Z_{2,t-2}^* \\ Z_{3,t-2}^* \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,086 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-3}^* \\ Z_{2,t-3}^* \\ Z_{3,t-3}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,195 \\ 0,105 & 0 & -0,047 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-3}^* \\ Z_{2,t-3}^* \\ Z_{3,t-3}^* \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,195 \\ 0,105 & 0 & -0,047 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-4}^* \\ Z_{2,t-4}^* \\ Z_{3,t-4}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0,113 & 0 & -0,163 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-4}^* \\ Z_{2,t-4}^* \\ Z_{3,t-4}^* \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0,113 & 0 & -0,163 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-5}^* \\ Z_{2,t-5}^* \\ Z_{3,t-5}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0,193 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-5}^* \\ Z_{2,t-5}^* \\ Z_{3,t-5}^* \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -0,193 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-6}^* \\ Z_{2,t-6}^* \\ Z_{3,t-6}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0,129 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-6}^* \\ Z_{2,t-6}^* \\ Z_{3,t-6}^* \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0,129 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-7}^* \\ Z_{2,t-7}^* \\ Z_{3,t-7}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1t} \\ a_{2t} \\ a_{3t} \end{bmatrix}$$

Persamaan untuk model VARIMA (6,1,0) di atas dapat juga dituliskan dengan bentuk sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \ln Z_{1,t} &= \ln Z_{1,t-1} + 0,239 \ln Z_{1,t-1} - 0,239 \ln Z_{1,t-2} - 0,193 \ln Z_{1,t-5} \\ &\quad + 0,193 \ln Z_{1,t-6} + a_{1t} \\ &= 1,239 \ln Z_{1,t-1} - 0,239 \ln Z_{1,t-2} - 0,193 \ln Z_{1,t-5} \\ &\quad + 0,193 \ln Z_{1,t-6} + a_{1t} \end{aligned}$$

Berdasarkan model dari harga GKP di atas dapat dijelaskan bahwa harga GKP dipengaruhi oleh harga GKP pada waktu sebulan yang lalu, 2 bulan yang lalu, 5 bulan yang lalu dan 6 bulan yang lalu.

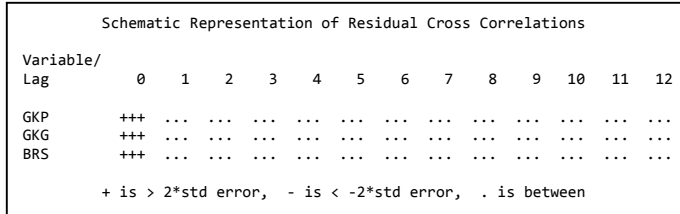
$$\begin{aligned} \ln Z_{2,t} &= \ln Z_{2,t-1} + 0,285 \ln Z_{1,t-1} - 0,212 \ln Z_{2,t-1} - 0,285 \ln Z_{1,t-2} \\ &\quad + 0,212 \ln Z_{2,t-2} + 0,195 \ln Z_{3,t-3} - 0,195 \ln Z_{3,t-4} + a_{2t} \\ &= 0,285 \ln Z_{1,t-1} + 0,788 \ln Z_{2,t-1} - 0,285 \ln Z_{1,t-2} \\ &\quad + 0,212 \ln Z_{2,t-2} + 0,195 \ln Z_{3,t-3} - 0,195 \ln Z_{3,t-4} + a_{2t} \end{aligned}$$

Berdasarkan model dari harga GKG di atas dapat dijelaskan bahwa harga GKG dipengaruhi oleh harga GKG pada waktu sebulan yang lalu, dan 2 bulan yang lalu. Selain itu, juga dipengaruhi oleh variabel harga GKP pada waktu sebulan yang lalu, 2 bulan yang lalu, dan dipengaruhi juga oleh harga beras pada waktu 3 bulan yang lalu dan 4 bulan yang lalu.

$$\begin{aligned} \ln Z_{3,t} &= \ln Z_{3,t-1} + 0,210 \ln Z_{1,t-1} + 0,051 \ln Z_{2,t-1} - 0,210 \ln Z_{1,t-2} \\ &\quad - 0,051 \ln Z_{2,t-2} - 0,086 \ln Z_{2,t-2} + 0,086 \ln Z_{2,t-3} + 0,105 \ln Z_{1,t-3} \\ &\quad - 0,047 \ln Z_{3,t-3} - 0,105 \ln Z_{1,t-4} + 0,047 \ln Z_{3,t-4} + 0,113 \ln Z_{1,t-4} \\ &\quad - 0,163 \ln Z_{3,t-4} - 0,113 \ln Z_{1,t-5} + 0,163 \ln Z_{3,t-5} + 0,129 \ln Z_{1,t-6} \\ &\quad - 0,129 \ln Z_{1,t-7} + a_{3t} \\ &= \ln Z_{3,t-1} + 0,210 \ln Z_{1,t-1} + 0,051 \ln Z_{2,t-1} - 0,210 \ln Z_{1,t-2} + 0,137 \ln Z_{2,t-2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &+0,086 \ln Z_{2,t-3} + 0,105 \ln Z_{1,t-3} - 0,047 \ln Z_{3,t-3} + 0,008 \ln Z_{1,t-4} \\
 &+0,047 \ln Z_{3,t-4} - 0,163 \ln Z_{3,t-4} - 0,113 \ln Z_{1,t-5} + 0,163 \ln Z_{3,t-5} \\
 &+0,129 \ln Z_{1,t-6} - 0,129 \ln Z_{1,t-7} + a_{3t}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan model dari harga beras di atas dapat dijelaskan bahwa harga beras dipengaruhi oleh harga beras itu sendiri pada waktu sebulan yang lalu, 3 bulan yang lalu, 4 bulan yang lalu, dan 5 bulan yang lalu. Selain itu, juga dipengaruhi oleh variabel harga GKP pada waktu 1, 2, 3, 4, 5, 6 bulan yang lalu dan 7 bulan yang lalu, dan dipengaruhi juga oleh harga GKG pada waktu sebulan yang lalu, 2 bulan yang lalu dan 3 bulan yang lalu.



Gambar 3. Plot MACF Residual VAR(6)

Berdasarkan plot korelasi silang (MACF) residual model VAR (6) (Gambar 3) terlihat bahwa hampir semua lag residual signifikan atau nilainya berada pada batas kendali  $\pm 2$  kali standar error. Sehingga didapatkan kesimpulan bahwa residual VAR (6) memenuhi asumsi *white noise* atau antar residual tidak memiliki korelasi.

Setelah residual model memenuhi asumsi *white noise*, selanjutnya dilakukan pengujian asumsi kenormalan residual dengan menggunakan uji Shapiro-Wilk sebagai berikut.

Tabel 10. Uji Multivariat Normal

Test	W	p_value
Shapiro Wilk	0,9920	0,5567

Tabel 10 menjelaskan bahwa residual data telah memenuhi asumsi kenormalan (multivariat normal), dilihat dari nilai *p\_value* lebih dari  $\alpha$  yaitu sebesar  $0,5567 > 0,05$ .

D. Model Peramalan Terbaik

Hasil pemodelan dengan VAR dan ARIMA menghasilkan nilai RMSE dan MAPE untuk data *in sample* maupun *out sample* sebagai berikut.

Tabel 11. Kriteria In Sample

Harga	Kriteria	VAR	ARIMA
GKP	MAPE	0,0307	<b>0,0304</b>
	RMSE	95,7679	<b>90,7119</b>
GKG	MAPE	0,0252	<b>0,0249</b>
	RMSE	94,3341	<b>85,7018</b>
Beras	MAPE	0,0201	<b>0,0183</b>
	RMSE	112,14	<b>98,4341</b>

Pada Tabel 11 berdasarkan kriteria *in sample* diketahui bahwa dari kedua model peramalan yang digunakan pada data harga GKP, GKG, dan beras memiliki nilai RMSE dan MAPE *in sample* terkecil untuk model ARIMA.

Tabel 12. Kriteria Out Sample

Harga	Kriteria	VAR	ARIMA
GKP	MAPE	0,0459	<b>0,0257</b>
	RMSE	219,1987	<b>141,1286</b>
GKG	MAPE	<b>0,0338</b>	0,0399
	RMSE	<b>182,3783</b>	220,9638

Beras	MAPE	0,0287	<b>0,02057</b>
	RMSE	242,6594	<b>175,7375</b>

Selain menggunakan kriteria RMSE dan MAPE *in sample* digunakan juga kriteria RMSE dan MAPE *out sample*. Hasil pada Tabel 12 menunjukkan bahwa harga GKG memiliki nilai RMSE dan MAPE *out sample* terkecil untuk model VAR. Sedangkan harga GKP dan beras memiliki nilai RMSE dan MAPE *out sample* terkecil untuk model ARIMA.

Setelah dilakukan seluruh perhitungan di atas untuk mendapatkan model terbaik, maka langkah selanjutnya data harga GKP, GKG, dan beras dilakukan peramalan 12 periode ke depan untuk bulan januari-desember 2015.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada bab sebelumnya, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Model ARIMA terbaik untuk masing-masing harga GKP, GKG, beras adalah sebagai berikut:
  - a. Harga GKP : ARIMA (0,1,[5,11]) (1,0,0)<sup>12</sup>
  - b. Harga GKG : ARIMA (0,1,0)(1,0,1)<sup>12</sup>
  - c. Harga Beras : ARIMA (0,1,1)(1,0,1)<sup>12</sup>
2. Pemodelan menggunakan VAR didapatkan orde 6 pada AR setelah dilakukan *differencing* sehingga diperoleh model VARI(6,1).
3. Secara keseluruhan berdasarkan kriteria RMSE dan MAPE *out sample*, model VAR(6) merupakan model yang sesuai untuk meramalkan harga gabah kering giling (GKG). Sedangkan untuk harga gabah kering panen (GKP) dan beras lebih sesuai jika menggunakan model ARIMA.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Republika, Nasional. 2014. *Jatim Ditarget Penuhi Setengah Surplus Beras Nasional*.
- [2] Zacky, A. 2007. *Peramalan dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Fluktuasi Harga Beras IR II Tingkat Konsumen di Beberapa Kota Besar di Pulau Jawa dan Bali*. Bogor : IPB.
- [3] Morphi, W.H. 2012. *Peramalan Harga Beras Di Perum Bulog Divre Jatim*. Skripsi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam ITS Surabaya, Surabaya.
- [4] Oktiningrum, E. (2014). *Peramalan Komoditas Harga Cabai Merah, Cabai Rawit dan Bawang Merah Menggunakan Permodelan Vector Autoregressive (VAR) di Kota Surabaya*. Tugas Akhir Statistika ITS, Surabaya.
- [5] Wei, W.W.S. (2006), *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Method*. Canada : Addison Wesley Publishing Company, Inc., United States
- [6] Gujarati, D. 2004. *Basic Econometrics Fourth Edition*. The McGraw-Hill, New York.