
**METODE INTEGRATED GENERALIZED AUTOREGRESSIVE
CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (IGARCH) UNTUK
MEMODELKAN HARGA GABAH DUNIA
(INTEGRATED GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL
HETEROSCEDASTICITY TO CAPTURE THE WORLD'S GRAIN PRICE)**

Aninda Firdayati Sidik¹, Jamaliatul Badriyah²

¹Universitas Negeri Malang, aniinaninda@gmail.com

²Universitas Negeri Malang, jamailatul.badriyah.mat@um.ac.id

Abstrak

Gabah merupakan komoditas yang strategis untuk menentukan volume beras. Harga gabah yang cenderung fluktuatif menyebabkan adanya ketidak konsistenan pada volatilitas dan heteroskedastisitas pada data. Oleh karena itu, untuk meramalkan harga gabah dibutuhkan suatu metode yang dapat menjelaskan heteroskedastisitas pada data. Pada penelitian ini akan digunakan IGARCH untuk meramalkan harga gabah. Dari hasil peramalan, didapatkan bahwa model yang cocok untuk meramalkan harga gabah adalah ARIMA(0,0,1)-IGARCH(2,3). Serta hasil peramalan menunjukkan adanya penurunan pada harga gabah selama sepuluh hari berikutnya.

Kata kunci: Deret waktu, Heteroskedastisitas, IGARCH, Peramalan

Abstract

Grain is a strategic commodity which determines the rice's volume. The fluctuativity in grain price causes the inconsistency in the volatility and heteroscedasticity in the data. Thus, to forecast the grain price, we need a method which has an ability to capture the heteroscedasticity in the data. In this research, we use IGARCH to forecast the grain price. The result shows that the best IGARCH models to capture the grain price is ARIMA(0,0,1)-IGARCH(2,3). Moreover, it is shown from the result that the grain price will experience a gradually decrease in the next ten days.

Keywords: Time Series, Heteroscedasticity, IGARCH, Forecasting.

PENDAHULUAN

Gabah merupakan komoditas strategis yang menentukan volume beras. Pasar gabah sangat dipengaruhi oleh sifat produksi (panen) usaha tani padi, sifat produk gabah, dan karakteristik petani. Harga gabah yang cenderung fluktuatif sehingga menyebabkan adanya ketidakkonstanan pada volatilitas. Hal ini menjadikan asumsi data menjadi heteroskedastis. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu menjelaskan masalah heteroskedastisitas pada data.

Model GARCH, dalam perkembangannya (Engle, 1982) memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH) untuk melihat model heteroskedastisitas dengan melihat hubungan variansi bersyarat dari kombinasi linier kuadrat di masa lalu. Selanjutnya Bollerslev (1986) memperkenalkan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH)

sebagai pengembangan dari model ARCH.

Model GARCH(p,q) merupakan model yang varian residual σ^2 tidak hanya dipengaruhi oleh residual periode lalu e_{t-1}^2 tetapi juga varian residual periode lalu σ_{t-1}^2 . Bentuk umum model GARCH(p,q) (Tsay, 2002):

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i e_{t-i}^2$$

Dimana $a_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$ agar $\sigma_t^2 > 0$ dan $\sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^q (\alpha_i + \beta_j) < 1$ agar

model bersifat stasioner.

ARCH dan GARCH merupakan model runtun waktu yang dapat menjelaskan heterokedastisitas pada data. Akan tetapi, model ARCH-GARCH tidak selalu dapat menangkap secara penuh adanya *unit root* dengan frekuensi tinggi. Francq & Zakoian (2011) menemukan model *Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (IGARCH) yang dapat menutupi kelemahan model GARCH.

Engle (2001) dan Bollerslev (1986) menyatakan *Integrated GARCH* (IGARCH(p,q)) adalah tipe khusus dari model GARCH (p,q). Model ini cukup efektif digunakan karena sebagian besar model data deret waktu keuangan memiliki koefisien ragam yang jumlahnya sama dengan satu. Model IGARCH ketika $\alpha_i + \beta_j = 1$, dimana α_i adalah koefisien residual dan β_j adalah koefisien ragam residual yang bertindak seperti proses akar unit sehingga akan tetap menjaga keutuhan model ragam bersyarat tersebut. *Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (IGARCH) digunakan apabila dalam model GARCH terdapat akar unit. Pemodelan IGARCH menurut Francq & Zakoian (2010):

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^p \alpha_i e_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

$$\text{dimana } \sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 1$$

Perbedaan utama antara IGARCH dan GARCH adalah dalam IGARCH konstanta α_0 dihilangkan dan yang paling penting dari IGARCH adalah jumlah koefisien antara ARCH dan GARCH sama dengan satu. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah membahas penggunaan IGARCH untuk mengatasi masalah volatilitas residual dan meramalkan harga gabah dunia.

METODE

Data yang digunakan adalah data sekunder yang diambil dari data harga gabah dunia pada periode 2 Januari 2014 sampai 31 Januari 2017 dengan jumlah observasi 777 hari. Data tersebut diambil dari *closing price* pada situs *id.investing.com* dan diakses pada tanggal 1 Februari 2017.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi data harga gabah dunia disarikan dalam Tabel 1. Dari tabel tersebut terlihat bahwa harga gabah terendah adalah 9.195 sedangkan harga gabah tertinggi 16.045 dan harga gabah rata-rata 11.731.

Tabel 1. Deskripsi data

Nilai min.	Nilai Maks.	Mean	Range	St. Deviasi	Varian
9195	16045	11731	6850	1893	3584302

Uji kestasioneran data terhadap rata-rata dapat diduga menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dan uji kestasioneran terhadap varian dapat diduga menggunakan *Transformasi Box-Cox*. Hasil uji *unit root* dengan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Uji ADF Data Harga Gabah

	t-Statistik	Probabilitas
Statistik Uji ADF	-1.878694	0.3452
Nilai Kritis: level 1%	-3.438562	
level 5%	-2.865054	
level 10%	-2.568696	

Dari Tabel tersebut diperoleh nilai probabilitas ADF data harga gabah dunia sebesar 0.3425. Nilai tersebut lebih dari taraf signifikansi 5% sehingga H_0 diterima yang berarti data harga gabah dunia tidak stasioner terhadap rata-rata.

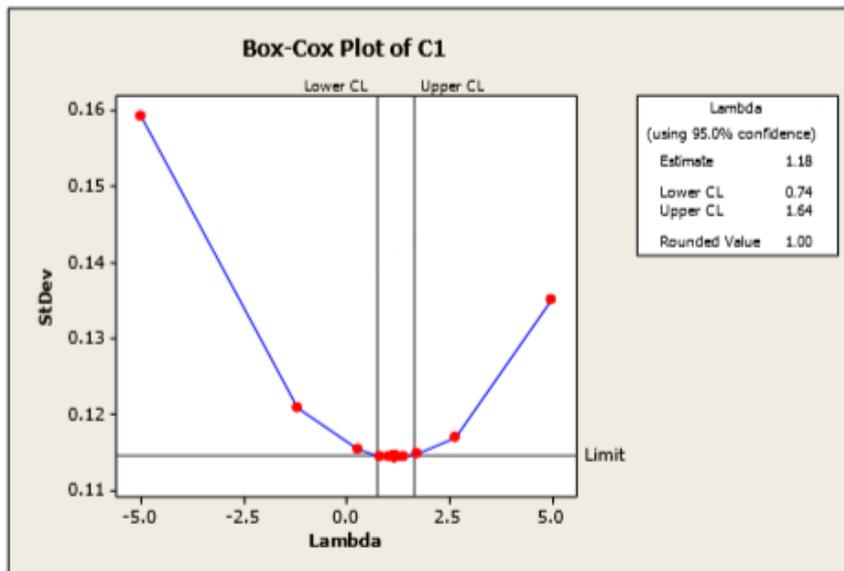
Karena data harga gabah tidak stasioner terhadap rata-rata, maka dilakukan *differencing* orde pertama. Data harga gabah dunia yang telah *didifferencing* orde pertama perlu diuji kestasioneran datanya dengan menguji *unit root* menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dan hasilnya dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Uji ADF Data Diff Harga Gabah

	t-Statistik	Probabilitas
Statistik Uji ADF	-31.22914	0.0000
Nilai Kritis: level 1%	-3.438562	
level 5%	-2.865054	
level 10%	-2.568696	

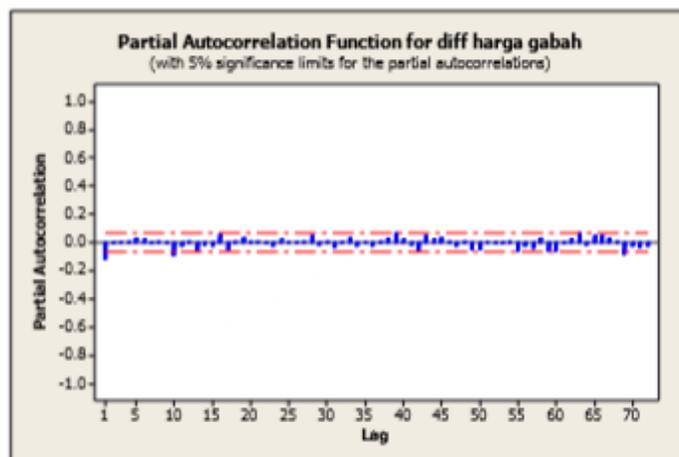
Dari Tabel 3 diperoleh nilai probabilitas ADF data harga gabah dunia sebesar 0.000. Nilai tersebut kurang dari taraf signifikansi 5% sehingga H_0 ditolak yang berarti data harga gabah dunia sudah stasioner terhadap rata-rata.

Selanjutnya data dikatakan stasioner terhadap varian apabila nilai lambda hasil transformasi Box-Cox bernilai ± 1 . Hasil transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Gambar 1. Dari Gambar 1 diperoleh *rounded value* sebesar 1.00, artinya data tersebut telah stasioner terhadap varian.

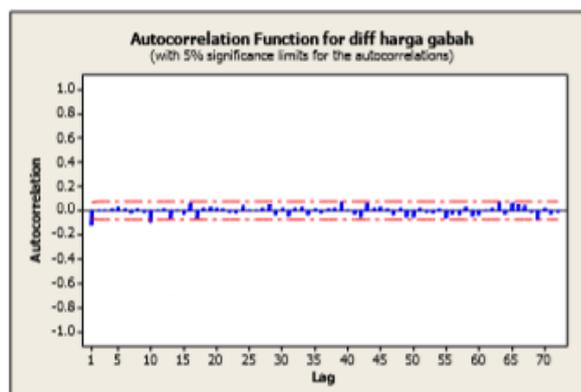


Gambar 1. Transformasi Box-Cox Data *Diff* Harga Gabah

Kemudian identifikasi model AR dan MA dari data dilakukan dengan melihat grafik nilai ACF dan PACF pada berbagai lag. Grafik nilai PACF dan ACF dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2. PACF *Diff* Harga Gabah



Gambar 3. ACF *Diff* Harga Gabah

Dari gambar 2 dan 3, PACF dan ACF menunjukkan bahwa terdapat satu garis yang memotong garis batas yaitu pada lag pertama. Sehingga model ARIMA yang dapat diidentifikasi untuk data harga gabah yang telah *didifferencing* adalah ARIMA (1,0,1). Selain itu, *trial and error* untuk model ARIMA yang dapat digunakan ARIMA(1,0,0), ARIMA(0,0,1), dan ARIMA(1,0,1).

Setelah diketahui model tentatif, langkah selanjutnya adalah estimasi model ARIMA. Estimasi dari model-model ARIMA dapat dilihat pada Tabel 4. Dari Tabel 4, parameter yang signifikan terdapat pada model ARIMA(1,0,0) dan ARIMA(0,0,1). Pada model ARIMA(0,0,1), model tersebut memiliki nilai AIC sebesar -0.571982 yang merupakan nilai terkecil dibandingkan dengan model lainnya. Jadi, model terbaik yang dipilih berdasarkan nilai AIC yang terkecil adalah model ARIMA(0,0,1).

Tabel 4. Estimasi Parameter Model ARIMA

Model	Uji Signifikan Parameter	AIC	Uji Diagnostik Mode	
			Uji Normalitas Residual	Uji Kebebasan Residual
ARIMA(1,0,0)	Signifikan	-0.570544	Tidak Memenuhi Uji	Memenuhi Uji
ARIMA(0,0,1)	Signifikan	-0.571982	Tidak Memenuhi Uji	Memenuhi Uji
ARIMA(1,0,1)	Signifikan	-0.568112	Tidak Memenuhi Uji	Memenuhi Uji

Selanjutnya uji ARCH-Lagrange Multiplier yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 5. Berdasarkan uji tersebut didapatkan nilai probabilitas *Chi-Square* 0,0000 yang berarti terdapat efek heteroskedastisitas atau efek ARCH.

Tabel 5. Uji Efek ARCH

<i>F-Statistic</i>	33.05710	<i>Prob.F(1,772)</i>	0.0000
Obs*R-squared	31.78184	Prob.Chi-Square(1)	0.0000

Kemudian estimasi parameter GARCH dapat dilihat pada tabel 6. Dari Tabel 6, semua parameter ARIMA (0,0,1) tidak ada yang signifikan, tetapi untuk parameter GARCH (1,1), GARCH (1,2), dan GARCH (2,3) menunjukkan parameter GARCH yang signifikan. Model GARCH (2,3) adalah model yang memiliki nilai AIC yang paling kecil dibandingkan dengan model lain dari GARCH yang signifikan.

Tabel 6. Estimasi Parameter GARCH

No.	Model	Signifikansi Parameter		AIC
		ARIMA	GARCH	
1	ARIMA(0,0,1)-GARCH(1,1)	Tidak Signifikan	Signifikan	-0.728578
2	ARIMA(0,0,1)-GARCH(1,2)	Tidak Signifikan	Signifikan	-0.731524
3	ARIMA(0,0,1)-GARCH(1,3)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	-0.728450
4	ARIMA(0,0,1)-GARCH(2,1)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	-0.726590
5	ARIMA(0,0,1)-GARCH(2,2)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	-0.729093
6	ARIMA(0,0,1)-GARCH(2,3)	Tidak Signifikan	Signifikan	-0.747846
7	ARIMA(0,0,1)-GARCH(3,1)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	-0.724845
8	ARIMA(0,0,1)-GARCH(3,2)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	-0.727327
9	ARIMA(0,0,1)-GARCH(3,3)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	-0.724453

Estimasi parameter model ARIMA(0,0,1) –GARCH (2,3) dapat dilihat pada Tabel 7. Berdasarkan Tabel 7 koefisien ARCH dan GARCH jumlah semua koefisiennya sama dengan 1. Hal tersebut dapat dilihat dari koefisien $\alpha_1 + \alpha_2 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 = 1$. Karena jumlah semua koefisien ARCH dan GARCH sama dengan 1 menunjukkan bahwa pada model tersebut terdapat akar unit. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemodelan dengan menggunakan IGARCH.

Tabel 7. Estimasi Parameter ARIMA(0,0,1)-GARCH(2,3)

Model	Parameter	Estimasi Parameter	<i>p-value</i>	AIC
ARIMA(0,0,1)-GARCH(2,3)	θ_1	-0.017565	0.6476	-0.747846
	C	0.000114	0.0000	
	α_1	0.092757	0.0000	
	α_2	-0.092710	0.0000	
	β_1	1.943818	0.0000	
	β_2	-1.277183	0.0000	
	β_3	0.329837	0.0000	

Hampir serupa dengan model GARCH, estimasi model IGARCH juga dilakukan dari IGARCH berorde 1 sampai berorde 3. Estimasi parameter model IGARCH disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Estimasi Parameter IGARCH

No.	Model	Signifikansi Parameter		AIC
		ARIMA	IGARCH	
1	ARIMA(0,0,1)-IGARCH(1,1)	Tidak Signifikan	Signifikan	-0.648628
2	ARIMA(0,0,1)-IGARCH(1,2)	Tidak Signifikan	Signifikan	-0.653570
3	ARIMA(0,0,1)-IGARCH(1,3)	Tidak Signifikan	Signifikan	-0.652944
4	ARIMA(0,0,1)-IGARCH(2,1)	Tidak Signifikan	Signifikan	-0.650522
5	ARIMA(0,0,1)-IGARCH(2,2)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	-0.652489
6	ARIMA(0,0,1)-IGARCH(2,3)	Signifikan	Signifikan	-0.653817
7	ARIMA(0,0,1)-IGARCH(3,1)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	-0.647984
8	ARIMA(0,0,1)-IGARCH(3,2)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	-0.651152
9	ARIMA(0,0,1)-IGARCH(3,3)	Tidak Signifikan	Signifikan	-0.661106

Dari Tabel 8, model ARIMA dan IGARCH yang signifikan hanya pada model 6 yaitu model ARIMA (0,0,1)-IGARCH (2,3). Estimasi parameter model ARIMA(0,0,1) – IGARCH (2,3) dapat dilihat pada Tabel 9. Berdasarkan Tabel 9 diperoleh persamaan untuk model ARIMA(0,0,1)- IGARCH(2,3) adalah $Z_t = \varepsilon_t + 0.0746\varepsilon_{t-1}$

dengan $\sigma_t^2 = 0.0883e_{t-1} + 0.0739e_{t-2} + 0.1129\sigma_{t-1} - 0.1477\sigma_{t-2} + 0.8725\sigma_{t-3}$

Tabel 9. Estimasi Parameter ARIMA(0,0,1)-IGARCH(2,3)

Model	Parameter	Estimasi Parameter	p-value	AIC
ARIMA(0,0,1)- IGARCH(2,3)	θ_1	-0.074615	0.0173	-0.653817
	α_1	0.088310	0.0000	
	α_2	0.073934	0.0000	
	β_1	0.112917	0.0000	
	β_2	-0.147661	0.0000	
	β_3	0.872500	0.0000	

Kemudian model IGARCH terbaik dievaluasi dengan uji normalitas residual, uji keacakan residual, dan uji efek ARCH. Hasil dari uji tersebut dapat dilihat pada Tabel 10. Berdasarkan Tabel 10 uji normalitas residual tidak terpenuhi, hal tersebut menunjukkan bahwa ketidaknormalan mengindikasikan bahwa data memiliki volatilitas (varians) yang acak. Uji keacakan residual terpenuhi yang berarti residual pada model sudah bersifat acak. Sedangkan untuk uji efek ARCH tidak terpenuhi yang menunjukkan sudah tidak ada lagi efek ARCH pada data.

Tabel 10. Hasil Uji Kelayakan Model

Normalitas Residual	Keacakan Residual	Efek ARCH
Tidak Terpenuhi	Terpenuhi	Tidak Terpenuhi

Peramalan

Peramalan data harga gabah dunia untuk sepuluh hari kedepan dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Peramalan Harga Gabah Dunia

Hari ke-	Harga Gabah Dunia
778	13.23977
779	13.23650
780	13.23324
781	13.22998
782	13.22671
783	13.22345
784	13.22019
785	13.21693
786	13.21366
787	13.21040

Berdasarkan Tabel 11, hasil peramalan harga gabah dunia selama sepuluh hari berikutnya menunjukkan akan mengalami penurunan secara berkala.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan pada bab sebelumnya, maka dapat diperoleh kesimpulan bahwa model IGARCH terbaik untuk data harga gabah dunia adalah ARIMA(0,0,1)-IGARCH(2,3) dengan persamaan:

$$Z_t = \varepsilon_t + 0.0746\varepsilon_{t-1}$$

dengan

$$\sigma_t^2 = 0.0883e_{t-1} + 0.0739e_{t-2} + 0.1129\sigma_{t-1} - 0.1477\sigma_{t-2} + 0.8725\sigma_{t-3}$$

Hasil peramalan gabah selama sepuluh hari berikutnya menunjukkan adanya penurunan harga secara berkala. Untuk penelitian berikutnya, disarankan untuk mencoba menggunakan metode yang lain untuk meramalkan harga gabah dan mengambil lebih banyak data.

DAFTAR RUJUKAN

- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307–327.
- Engle, R. (2001). GARCH 101: the use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 157–168. <https://doi.org/10.1257/jep.15.4.157>
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of united kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Francq, C., & Zakoïan, J. M. (2011). *GARCH models: structure, statistical inference and financial applications*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470670057>
- Tsay, R. S. (2002). *Analysis of financial time series*. John Wiley and Sons (Vol. 44). Canada. <https://doi.org/10.1198/tech.2006.s405>