ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 12, Nomor 4, Tahun 2023, Halaman 570 - 580
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

PREDIKSI HARGA DAGING SAPI DI KABUPATEN BREBES MENGGUNAKAN PEMODELAN ARFIMA DENGAN EFEK GARCH

Nanda Diva Lingkar Imani[1*], Tarno[2], Bagus Arya Saputra[3]
[1,2,3] Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
***e-mail** : nandadiva.1@gmail.com

DOI: 10.14710/J.GAUSS.12.4.570-580

Article Info:
Received: 2023-03-08
Accepted: 2024-07-03
Available Online: 2024-07-10

Keywords:
Beef; prediction; long memory; ARFIMA; GARCH.

Abstract: Beef is a source of animal protein which is rich in nutrients and much-loved by the people of Indonesia. Brebes Regency is an area in Indonesia that has local livestock assets, namely Java Brebes cattle or also known as Jabres cattle. The existence of this jabres cattle is one of the guardians of beef price stability in Brebes in particular and in Central Java in general. The price of beef often fluctuates, to minimize losses, it is necessary to predict the market price. The model for predicting research data is the ARFIMA-GARCH model which is a model that can explain long memory patterns in time series data and experience heteroscedasticity problems. This study aims to obtain the best model with time series analysis and predict the selling price of beef in Brebes Regency for the next 52 weeks using ARFIMA modeling which is enhanced using the addition of the GARCH model. The results of the analysis that has been carried out on beef price data in Brebes Regency can be concluded that the best model obtained is the ARFIMA model ([9], 0.5461747, 0) – GARCH (1, 1). Based on the predictions that have been made using the best model, the resulting MAPE value is 1.56375%, so the model is very good for predicting beef prices in Brebes Regency in the next several periods.

1. PENDAHULUAN

Protein yang dikategorikan berdasarkan sumbernya terbagi atas dua macam protein yaitu hewani dan nabati. Daging sapi menjadi salah satu penghasil protein jenis hewani yang mudah diperoleh di pasaran. Kandungan daging sapi kaya akan nutrisi yang diperlukan tubuh, menjadikan daging ini banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Namun daging merupakan salah satu komoditas yang kerap mengalami fluktuasi. Kabupaten Brebes menjadi salah satu daerah yang memiliki aset ternak lokal berupa sapi jabres yang turut diperdagangkan. Guna menentukan harga di pasaran agar meminimalisir kerugian bagi penjual akibat dari fluktuasi dapat dilakukan dengan memprediksi nilai pasar. Berdasarkan data harga daging sapi di Kabupaten Brebes yang digunakan pada penelitian ini termasuk jenis data *time series* dengan pola *long memory*. Analisis yang digunakan untuk memprediksi kasus data tersebut yakni menggunakan pemodelan ARFIMA yang merupakan pengembangan metode ARIMA Box-Jenkins. Asumsi pemodelan ARFIMA yakni residual data saling bebas, berdisribusi normal, dan homogen. Pada kenyataannya kerap kali terjadi kasus varian eror tidak konstan atau terjadi heteroskedastisitas pada data finansial (Rosadi, 2011). Penyelesaian kasus ini dapat menggunakan pemodelan ARCH/GARCH. Oleh karena itu, pemodelan ARFIMA dengan efek GARCH mampu memprediksi jangka panjang sekaligus menangani data yang terindikasi mengalami kondisi heteroskedastisitas.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Time series memiliki dasar pemikiran adalah pengamatan saat ini (Z_t) memiliki ketergantungan pada pengamatan sebelumnya (Z_{t-k}) baik satu ataupun beberapa data masa lalu (Makridakis, 1999). Metode peramalan untuk mengolah data *time series* telah banyak berkembang. Metode yang banyak digunakan adalah ARIMA Box-Jenkins. Pemodelan data *time series* menggunakan metode ARIMA harus stasioner (Makridaksi, 1999).

Stasioneritas data terbagi dua macam (Wei, 2006), yaitu:

a. Stasioner dalam Varian

Stasioner dalam varian terjadi apabila susunan data dari waktu satu ke waktu lainnya berfluktuasi secara konstan dan tidak berubah. Pada suatu data pengamatan dapat dilihat melalui pada *rounded value* (λ) *Box Cox Plot.* Disebut data stasioner dalam varian apabila memiliki nilai λ = 1, sedangkan apabila terjadi ketidakstasioneran pada data sehingga memerlukan tahapan transformasi menggunakan *Box Cox transformation.*

b. Stasioner dalam Mean

Pengujian stasioner dalam *mean* terjadi apabila fluktuasi data berada pada daerah sekitar nilai *mean* yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan varian dari fluktuasi tersebut. dapat diamati dari *time series plot*, apabila plot data tidak membentuk trend dan tidak jauh dari nilai *mean*, maka data stasioner dalam *mean*. Menurut Rosadi (2011), ketidakstasioneran dalam *mean* dengan uji akar unit menggunakan *unit root test* dengan *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Soejoeti (1987), data *time series* yang tidak memenuhi stasioner dalam *mean* bisa distasionerkan dengan diferensi derajat *d* atau disebut juga *differencing.*

Sebelum melakukan *differencing* perlu dilakukan identifikasi efek *long memory* terlebih dahulu, jika data mengandung efek *long memory* langkah *differencing* menggunakan metode ARFIMA, sedangkan jika tidak terdapat efek *long memory* dilanjutkan dengan metode ARIMA.

Menurut buku tulisan Wei (2006), Model ARIMA (*p*,*d*,*q*) adalah salah satu model *time series* non stasioner. ARIMA memiliki betuk umum seperti persamaan (1) berikut:

$$\phi_p(B)\ (1-B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t \tag{1}$$

dimana $\phi_p(B) = (1-\ \phi_1 B\ - \cdots - \phi_p\, B^p)$ merupakan operator AR yang telah stasioner, $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q)$ merupakan operator MA yang telah *invertible*, dan d adalah orde *differencing* non musiman

Model ARFIMA yang merupakan perkembangan dari ARIMA telah diperkenalkan oleh Hurst (1965). ARFIMA adalah model yang telah terjadi saat sebuah proses ARIMA (*p*,*d*,*q*) memiliki nilai d ∈ (-0.5, 0.5) atau proses ARMA (*p*,*q*) dimana nilai *d* berbentuk pecahan. Wei (2006) menyatakan persamaan umum dari model ARFIMA (*p*,*d*,*q*) adalah

$$\phi_p(B)\ (1-B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t \tag{2}$$

dengan:

d: parameter pembeda (bilangan pecahan)

ϕ_p (B) adalah polinomial AR (*p*)

θ_p (B) adalah polinomial MA (*q*)

a_t ~ *IIDN* (0, σ^2)

$(1-B)^d$ sebagai operator pembeda pecahan

Prosedur pemodelan ARFIMA adalah pengidentifikasian model, mengestimasi parameter pembeda (*d*), menguji signifikansi parameter, menguji asumsi normalitas, *white noise* dan non heteroskedastisitas pada residual model, memilih model ARFIMA terbaik, serta melakukan peramalan dengan model ARFIMA terbaik.

Model jangka panjang untuk data *time series* dapat diidentifikasi dari nilai Hurst Exponent (H). Nilai tersebut dapat diperoleh dari *rescaled range statistic* (R/S) yang dihitung dengan persamaan (3) sebagai berikut:

$$H = \frac{\sum_{t=1}^{n}(X_t - \mu_{X_t}) - (Y_t - \mu_{Y_t})}{\sum_{t=1}^{n}(X_t - \mu_{X_t})^2} \tag{3}$$

dimana $X_t = \ln(t)$ yakni nilai log waktu dari data pengamatan dan $Y_t = \ln[\left(\frac{R}{S}\right)_t]$ yakni nilai log *rescaled range statistic* (R/S).

Jika, H = 0,5 proses runtun waktu besifat acak
0 < H < 0,5 terjadi proses *short memory*
0,5 < H < 1 terjadi proses *long memory*.

Metode yang dapat digunakan untuk menentukan estimasi untuk parameter pembeda (d) adalah metode *Geweke Porter-Hudak* (GPH). Nilai estimasi parameter pembeda (d) adalan nilai koefisen pada parameter X_j. Berdasarkan persamaan regresi linear $Y_j = \beta_0 + \beta_1 X_j + a_j$, nilai d ditentukan menggunakan metode *least square* seperti pada persamaan (4) berikut ini:

$$\hat{\beta}_1 = \hat{d} = \frac{\sum_{j=1}^{m}(X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{j=1}^{m}(X_j - \bar{X})^2} \tag{4}$$

dimana X_j merupakan variabel bebas dan Y_j merupakan variabel tak bebas.

Estimasi parameter model ARFIMA salah satunya dapat digunakan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Densitas probabilitas pada model ARFIMA dengan $y \sim N(\mu, \sum)$ adalah

$$f(\mu, \textstyle\sum) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}} |\textstyle\sum|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(y-\mu)' \textstyle\sum^{-1}(y-\mu)\right)$$

dengan $\sum$ merupakan matriks kovarian.

Parameter pada model yang ditaksir dengan metode MLE perlu menentukan fungsi log-likelihood menggunakan $z = y - \mu$, fungsi tersebut memiliki bentuk umum:

$$\log L(d, \phi, \theta, \sigma_\epsilon^2) = -\frac{n}{2}\log(2\pi) - \frac{1}{2}\log|\textstyle\sum| - \frac{1}{2} z' \textstyle\sum^{-1} z$$

Pengujian parameter model digunakan memadai yakni dengan persamaan residual model ARMA adalah

$$\varepsilon_t = Y_t - \phi_1 Y_{(t-1)} - \phi_2 Y_{(t-2)} - \cdots - \phi_p Y_{(t-p)} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \tag{5}$$

Hipotesis yang digunakan yakni
H_0: $\widehat{\emptyset} = 0$ (parameter tidak signifikan)
H_1: $\widehat{\emptyset} \neq 0$ (parameter signifikan)
Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{\widehat{\emptyset}}{SE(\widehat{\emptyset})} \tag{6}$$

dengan $\widehat{\emptyset} = D, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ dan $SE(\widehat{\emptyset}) = \sqrt{\frac{1-\widehat{\emptyset}^2}{n}}$.

Kriteria Penolakan:
H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > t_{(\alpha/_2; n-p)}$, n adalah banyaknya data pengamatan dan p adalah banyaknya parameter yang ditaksir atau *P-Value* < α.

Model yang telah memenuhi signifikansi parameter dilanjutkan dengan pengujian diagnostik yakni uji *white noise* residual, uji normalitas residual, dan uji non heteroskedastisitas residual. Pengujian diagnostik dilakukan menggunakan hipotesis uji berikut ini:

a. Uji *White Noise* Residual

Residual data dikatakan memiliki sifat *white noise* apabila tidak terjadi korelasi antar residual dengan *mean* memiliki nilai nol dan varian konsisten atau konstan (Wei, 2006). Pengujian *White Noise* dilakukan dengan uji *Ljung-Box*. Tahapan pengujiannya adalah sebagai berikut:

Hipotesis:

H_0: $\rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_k = 0$ (residual bersifat *white noise*)

H_1: Setidaknya terdapat satu nilai $\rho_k \neq 0$ untuk k = 1,2,3,…, k (residual tidak bersifat *white noise*)

Taraf signifikansi: α

Statistik Uji:

$$Q = n\ (n+2)\ \sum_{k=1}^{K}\ (n-k)^{-1}\hat{\rho}_k^2 \tag{7}$$

Statistik Q berdistribusi χ^2 dengan derajat bebas (K-*m*), dimana K merupakan lag maksimum dan *m* banyaknya parameter dalam model atau *m* = p+q. $\hat{\rho}_k$ adalah autokorelasi dari residual pada lag k.

Kriteria.Uji:

H_0 ditolak jika $Q > \chi^2_{(\alpha;K-m)}$ atau *P-Value* < α

b. Uji Normalitas Residual

Menurut Daniel (1989), untuk menguji normalitas dari residual dapat dilakukan dengan uji *Kolmogorov Smirnov* berikut ini:

Hipotesis:

H_0: F(x) = F_0(x) (Residual data berdistribusi normal)

H_1: F(x) ≠ F_0(x) (Residual data tidak berdistribusi normal)

Taraf signifikansi: α

Statistik Uji:

$$D = Sup_x|S(x) - F_0(x)| \tag{8}$$

dengan:

S(x) : fungsi peluang kumulatif dari data sampel

F_0(x) : fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal

Kriteria Uji:

H_0 ditolak jika $D > K_{(1-\alpha);n}$ atau *P-Value* < α dengan $K_{(1-\alpha);n}$ merupakan nilai pada tabel *Kolmogorov Smirnov* pada kuantil 1-α dengan *n* banyak pengamatan.

c. Uji Non Heteroskedastisitas Residual

Uji non heteroskedastisitas dapat digunakan untuk mengetahui residual bersifat konstan atau tidak (Tsay, 2005). Pengujian kondisi non heteroskedastisitas salah satunya dapat menggunakan metode *Lagrange Multiplier* (LM) dengan cara meregresikan kuadrat dari residual model. Pengujian ARCH-LM digunakan untuk menguji signifikansi pada persamaan (9) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2\varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_n\varepsilon_{t-n}^2 + e_t \tag{9}$$

Hipotesis yang digunakan adalah

Hipotesis:

H_0: $\alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_n = 0$ (Tidak terdapat efek ARCH/GARCH pada residual sampai lag ke-n)

H_1: Setidaknya terdapat satu nilai $\alpha_i \neq 0$, *i* = 1, 2, …, n (Terdapat efek ARCH/GARCH pada residual sampai lag ke-n)

Taraf signifikansi: α

Statistik Uji:

$$LM = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/k}{SSR_1/(n-2k-1)} \quad (10)$$

dengan:
n : banyaknya pengamatan
k : lag maksimum
ε_t^2 : residual kuadrat pada waktu ke-t
Kriteria Uji:
H_0 ditolak jika $LM > \chi^2_{(\alpha;m)}$ atau *P-Value* < α

Selanjutnya dilakukan pemilihan model ARFIMA terbaik salah satunya dapat melihat nilai AIC. Menurut Wei (2006), sebuah kriteria informasi yakni AIC (*Akaike's Information Criterion*) memiliki rumus perhitungan sebagai berikut:

$$AIC\ (M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2(M) \quad (11)$$

dengan:
$\hat{\sigma}_a$: dugaan varian residual
n : banyak data pengamatan
M : banyak parameter model

Semakin rendah nilai AIC yang diperoleh dapat diartikan model yang digunakan semakin baik (Aswi dan Sukarna, 2006). Model yang memiliki efek heteroskedastisitas perlu dilanjut dengan pemodelan GARCH untuk mengatasi permasalahan heteroskedastisitas. GARCH menjadi pemodelan untuk proses runtun waktu dengan kondisi eror bervariasi menurut waktu (heterokedastisitas). Dasar pemodelan GARCH adalah varian dipengaruhi residual lampau (*p*) dan dipengaruhi varian kondisional (*q*), sehingga dapat dituliskan dengan GARCH (*p*,*q*). Persamaan model GARCH (*p*,*q*) adalah sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j\, \sigma_{t-j}^2 \quad (12)$$

Model ARFIMA – GARCH merupakan model campuran antara pemodelan ARFIMA (*p*,*d*,*q*) dengan d merupakan bilangan pecahan dan model GARCH (*p*,*q*) yang digunakan karena terdapat kondisi heteroskedastisitas pada model yang digunakan. Tingkat ketepatan dari hasil prediksi dapat diketahui dengan menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE menunjukan persentase kesalahan dari nilai dugaan dari suatu model. Perhitungan MAPE untuk data *out sample* adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \times 100\% \quad (13)$$

dengan:
n : banyaknya pengamatan *out sample*
Z_t : data aktual
$\hat{Z}_t$: data peramalan

Kategorik seberapa baik prediksi berdasarkan nilai MAPE menurut Chang *et al.* (2007), adalah

Tabel 1. Kriteria nilai MAPE

Nilai MAPE	Kesimpulan
< 10%	Keakuratan prediksi sangat baik

10% - 20%	Keakuratan prediksibaik
20% - 50%	Keakuratan prediksicukup
> 50%	Keakuratan prediksi buruk

3. METODE PENELITIAN

Data yang dalam penelitian ini merupakan data sekunder mengenai harga jual daging sapi di Kabupaten Brebes (Rupiah) pada periode mingguan dari Januari tahun 2015 sampai Oktober tahun 2022 yang didapat dari *www.hargajateng.org*. Pengolahan data dilakukan untuk mendapatkan model terbaik dengan metode ARFIMA-GARCH dan model terpilih digunakan untuk memprediksi harga daging sapi di Kabupaten Brebes pada periode lanjut.

Variabel penelitian adalah data mingguan pada bulan Januari 2015 sampai Juni 2022 atau berjumlah 393 data yang akan diinputkan (*in sample*), sedangkan untuk data *out sample* berjumlah 19 data dimulai bulan Juli tahun 2022 sampai bulan Oktober tahun 2022. Langkah-langkah untuk menganalisis data yakni sebagai berikut:

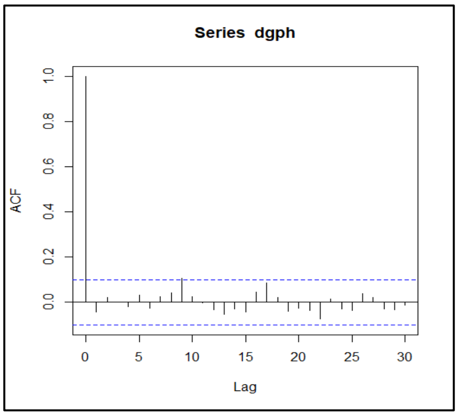
1. Data pengamatan dibagi menjadi dua yakni, data *in sample* untuk diolah dalam penentuan model dan juga data *out sample* yang digunakan untuk menentukan tingkat ketepatan model.
2. Memasukkan data yang akan digunakan, yakni data harga daging sapi.
3. Mengidentifikasi pola pada data *in sample* menggunakan *time series plot.*
4. Mengidentifikasi model yang terbentuk dengan langkah sebagai berikut:
   - Menguji stasioner data dalam varian dan *mean*. Pengujian stasioner dalam varian dengan Box Cox Plot, sedangkan pengujian stasioner dalam *mean* dengan uji *Augmented Dickey Fuller*.
   - Menstasionerkan data yang akan digunakan.
   - Membuat plot ACF.
   - Menghitung nilai *Hurst* untuk mengidentifikasi ada atau tidaknya efek *long memory* pada data penelitian.
   - Mengestimasi nilai parameter pembeda (d) dengan metode GPH.
   - Melakukan diferensi data dengan nilai d yang telah didapatkan.
   - Membentuk plot ACF dan juga plot PACF dengan data yang telah di diferensi.
   - Pendugaan awal model ARFIMA menggunakan plot ACF dan plot PACF yang terbentuk.
   - Mengestimasi parameter serta menguji signifikansi pada model ARFIMA.
   - Melakukan pengujian diagnostik.
   - Memilih model terbaik dengan mengamati nilai AIC terendah pada masing-masing model
5. Menentukan model GARCH yang akan digunakan untuk memodelkan ARFIMA-GARCH.
6. Mengestimasi parameter dan uji signifikansi pada model ARFIMA-GARCH.
7. Memilih model paling baik berdasarkan nilai AIC terendah dari model ARFIMA-GARCH yang telah memenuhi signifikansi.
8. Melakukan uji non heteroskedadtisitas pada model ARFIMA-GARCH terbaik.
9. Melakukan prediksi data harga daging sapi di Kabupaten Brebes untuk 52 periode ke depan menggunakan model ARFIMA-GARCH terbaik.
10. Membandingkan data *out sample* dengan data hasil prediksi pada waktu yang sama untuk mendapatkan nilai MAPE.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

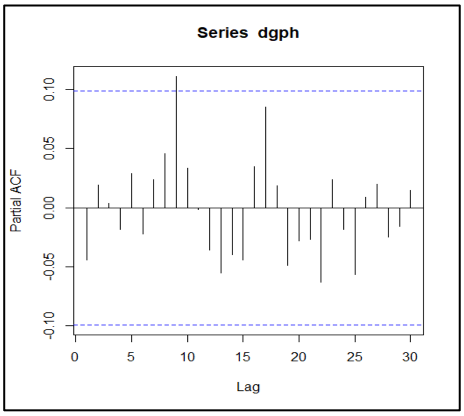
Pada data harga harga daging sapi di Kabupaten Brebes yang digunakan dalam penelitian ini belum memenuhi stasioneritas dalam varian karena diperoleh nilai λ adalah 0,5 sehingga data ditransformasi menggunakan metode Box Cox dengan rumus $\sqrt{Z_t}$. Setelah data ditransformasikan, menghasilkan data yang sudah stasioner dalam varian yang dinyatakan dengan nilai λ=1. Pengujian stasioneritas dalam *mean* dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) mendapatkan hasil ADF bernilai -2,00245 dan p-value bernilai 0,2858 sehingga dapat dikatakan data belum memenuhi stasioner dalam *mean* maka data perlu dilakukan *differencing* (*d*). Untuk itu maka perlu dilakukan identifikasi efek *long memory*, jika data mengandung efek *long memory* langkah *differencing* menggunakan metode ARFIMA, sedangkan jika tidak terdapat efek *long memory* dilanjutkan dengan metode ARIMA.

Identifikasi Pola *Long Memory* didapatkan hasil nilai *Hurst* (H) adalah 0,7981. Nilai H berada pada rentang 0,5 < H < 1, sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa terjadi proses *long memory* pada data harga daging sapi di Kabupaten Brebes. Proses *long memory* juga ditandai dengan nilai pembeda (*d*) dalam bentuk pecahan. Metode untuk menentukan nilai parameter pembeda (*d*) yang digunakan adalah *Geweke Porter-Hudak* (GPH). Estimasi nilai *d* yang diperoleh dari hasil *software R studio* adalah *d* = 0,5461747.

Identifikasi Model ARFIMA diputuskan berdasarkan ACF dan PACF. plot ACF digunakan untuk mengidentifikasikan model *Moving Average* (MA) sedangkan plot PACF digunakan untuk menggunakan model *Autoregressive* (AR). Berdasarkan hasil dari *R studio* didapatkan hasil sebagai berikut:



Gambar 1. Plot ACF Setelah Diff



Gambar 2. Plot PACF Setelah Diff

Gambar 1 terlihat bahwa pola terpotong pada lag ke-9, sedangkan pada Gambar 2 terlihat bahwa pola terpotong pada lag ke-9. Berdasarkan kedua plot tersebut dapat ditentukan model ARFIMA yang terbentuk adalah ARFIMA ([9], d, 0), ARFIMA (0, d, [9]), dan ARFIMA ([9], d, [9]).

Model ARFIMA terbaik dipilih berdasarkan beberapa pengujian asumsi, didapatkan hasil seperti yang tertulis pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Penentuan Model ARFIMA Terbaik

Model	Signifikansi Parameter	White Noise	Normalitas	Non Heteroskedastisitas	AIC
ARFIMA ([9], d, 0)	Ya	Ya	Tidak	Tidak	2371
ARFIMA (0, d, [9])	Ya	Ya	Tidak	Tidak	2372
ARFIMA ([9], d, [9])	Tidak	Ya	Tidak	Tidak	2374

Model ARFIMA terbaik adalah model dengan AIC terendah yakni model ARFIMA ([9], d, 0) dimana nilai *d* = 0.5461747. Namun, pada model tersebut terdapat efek

ARCH/GARCH sehingga diperlukan pemodelan dengan ARCH/GARCH pada model tersebut.

Menurut Rosadi (2011) Model ARFIMA-GARCH terbaik yaitu model GARCH (*p*, *q*) dengan orde p dan $q \leq 2$ agar terhindar dari volatilitas dengan orde tinggi pada model ARCH (*p*). Maka, model GARCH yang diidentifikasi yakni GARCH (1, 0), GARCH (0, 1), GARCH (2, 0), GARCH (0, 2), GARCH (1, 1), GARCH (1, 2), GARCH (2, 1), dan GARCH (2, 2).

Tabel 3. Signifikansi Parameter ARFIMA-GARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	*P-Value*	Signifikansi Parameter
ARFIMA ([9],d,0)-GARCH (1,0)	ϕ_9	0,201011	0,000721	Signifikan
	c	13,640074	0,000000	
	α_1	0,999000	0,000000	
ARFIMA ([9],d,0)-GARCH (0,1)	ϕ_9	0,095979	0,088758	Tidak Signifikan
	c	0,554988	0,000000	
	β_1	0,965434	0,000000	
ARFIMA ([9],d,0)-GARCH (2,0)	ϕ_9	0,140150	0,000976	Signifikan
	c	8,401992	0,000000	
	α_1	0,489475	0,000237	
	α_2	0,509525	0,000230	
ARFIMA ([9],d,0)-GARCH (0,2)	ϕ_9	0,096678	0,084957	Tidak Signifikan
	c	1,088892	0,000000	
	β_1	0,00000	1,000000	
	β_2	0,932225	0,000000	
ARFIMA ([9],d,0)-GARCH (1,1)	ϕ_9	0,192017	0,000000	Tidak Signifikan
	c	9,395615	0,000000	
	α_1	1,000000	0,000010	
	β_1	0,02407	0,521378	
ARFIMA ([9],d,0)-GARCH (1,2)	ϕ_9	0,192016	0,000000	Tidak Signifikan
	c	9,395542	0,000000	
	α_1	1,000000	0,000025	
	β_1	0,024081	0,256943	
	β_2	0,00000	1,000000	
ARFIMA ([9],d,0)-GARCH (2,1)	ϕ_9	0,191081	0,000000	Tidak Signifikan
	c	9,410327	0,000000	
	α_1	1,000000	0,000027	
	α_2	0,049764	0,001084	
	β_1	0,00000	1,000000	
ARFIMA ([9],d,0)-GARCH (2,2)	ϕ_9	0,191079	0,000000	Tidak Signifikan
	c	9,410286	0,000000	
	α_1	1,000000	0,071873	
	α_2	0,049765	0,769469	
	β_1	0,00000	1,000000	
	β_2	0,00000	1,000000	

Model yang memenuhi uji signifikansi parameter model ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (1, 0) dan ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (2, 0) maka untuk menentukan nilai terbaik juga perlu membandingkan nilai AIC antara kedua model tersebut yang dijabarkan pada Tabel 4 berikut ini:

Tabel 4. Nilai AIC ARFIMA-GARCH

Model	AIC
ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (1, 0)	7,3292

ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (2, 0)	7,2869

Berdasarkan Tabel 4 model dengan nilai AIC minimum yakni model ARFIMA ([9],d,0)-GARCH (2,0) dengan AIC 7,2869 sehingga model tersebut dapat dikatakan sebagai model terbaik dengan persamaan model ARFIMA

$$(1-0{,}140150)(1-B)^{0{,}5461747}Z_t = a_t$$

dengan GARCH

$$\sigma_t^2 = 8{,}401992 + 0{,}489475\varepsilon_{t-1}^2 + 0{,}509525\varepsilon_{t-2}^2$$

Model terbaik perlu dipastikan ulang untuk mengetahui bahwa varian residual model telah konstan dengan pengujian ARCH-LM dan didapatkan hasil nilai *LM* sebesar 1,5554 dan *P-Value* = 0,9998. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ dapat diambil kesimpulan bahwa pada model ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (2, 0) tidak terdapat efek ARCH/GARCH karena *P-value* > 0,05 sehingga asumsi non heteroskedastisitas telah terpenuhi. Hasil prediksi dari model terbaik ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (2, 0) untuk 52 periode ke depan yakni periode mingguan hingga Juni 2023 pada Tabel 5 berikut:

Tabel 5. Hasil Prediksi ARFIMA-GARCH

Periode Ke-	Prediksi Data	Periode Ke-	Prediksi Data	Periode Ke-	Prediksi Data
1	127949,3	19	125245,2	37	119508,5
2	130465,4	20	124891,6	38	119163
3	127806,3	21	124679,6	39	118818,1
4	130465,4	22	124397,3	40	118473,6
5	129240,3	23	124115,3	41	118129,7
6	129816,1	24	123763,2	42	117786,2
7	127877,8	25	123482	43	117443,3
8	127377,6	26	123130,8	44	117032,4
9	127520,4	27	122780,2	45	116690,6
10	127520,4	28	122500	46	116349,2
11	127234,9	29	122150,3	47	116008,4
12	127021	30	121870,8	48	115600
13	127163,6	31	121522	49	115260,3
14	126807,2	32	121173,6	50	114921
15	126522,5	33	120825,8	51	114582,3
16	126025	34	120547,8	52	114176,4
17	125741,2	35	120200,9		
18	125457,6	36	125245,2		

Perhitungan MAPE untuk data *out sample* dengan data hasil prediksi pada model ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (2, 0) adalah 2,16974%. Nilai MAPE yang didapatkan menunjukkan bahwa model ARFIMA ([9], d, 0) - GARCH (2, 0) memiliki kemampuan peramalan sangat baik. Pernyataan ini berdasarkan kriteria pada Tabel 1 sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (2, 0) adalah model matematis yang cocok dalam meramal data harga daging sapi di Kabupaten Brebes untuk beberapa periode selanjutnya.

5. KESIMPULAN

Setelah dilakukan tahapan analisis, maka dapat diambil beberapa Kesimpulan yang pertama Data harga daging sapi di Kabupaten Brebes pada periode mingguan dari Januari 2015 sampai dengan Juni 2022 terdapat efek *long memory* dan efek ARCH/GARCH pada residual model, sehingga pemodelan yang sesuai untuk memprediksi data beberapa periode ke depan adalah model ARFIMA dengan efek GARCH. Kedua, Model terbaik yang digunakan untuk melakukan prediksi data harga daging sapi di Kabupaten Brebes adalah model ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (2, 0) dengan nilai AIC = 7, 2869. Model ARFIMA ([9], d, 0) – GARCH (2, 0) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$(1-0{,}140150)(1-B)^{0{,}5461747}Z_t = a_t$$

dengan

$$\sigma_t^2 = 8{,}401992 + 0{,}489475\varepsilon_{t-1}^2 + 0{,}509525\varepsilon_{t-2}^2$$

Prediksi untuk harga daging sapi di Kabupaten Brebes mempunyai nilai MAPE pada hasil prediksi dan data *out sample* yaitu sebesar 2, 16974% dimana nilai tersebut menunjukkan model yang digunakan sangat baik dan cocok untuk digunakan dalam meramal harga daging sapi di Kabupaten Brebes.

DAFTAR PUSTAKA

BPS Jawa Tengah. 2021. *Data Kemiskinan 2019-2021*. Tersedia di https://jateng.bps.go.id/indicator/23/34/1/kemiskinan.html (diakses pada tanggal 19 Oktober 2022).

Daniel, W. W. 1989. *Statistika Nonparametrik Terapan*. Jakarta. PT. Gramedia.

Ekananda, M. 2017. Analisis Data Time Series. Jakarta: Mitra Wacana Media.

Hosking, J.R.M. 1981. Fractional Differencing. *Biometrika*, Vol 68, 165-176.

ICDX Group. 2021. Apa Itu Komoditi. Tersedia di https://www.icdx.co.id/news-detail/publication/apa-itu-komoditi. (diakses tanggal 21 Oktober 2022).

Kartikasari, P., Yasin, H., & Di Asih, I. M. 2021. Autoregressive fractional integrated moving average (Arfima) model to predict COVID-19 pandemic cases in Indonesia. Media Statistika, Vol 14(1), 44-55.

Kementerian Pertanian. Rencana Stategis Kementerian Pertanian 2020-2024. Tersedia di https://www.pertanian.go.id/home/?show=page&act=view&id=12 (diakses pada tanggal 21 Oktober 2022).

Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi kedua. Jakarta: Binarupa Aksara.

Meitasuci, Dzulfiana. 2018. Kajian Komoditas Tanaman Padi Dan Jagung Dalam Mendukung Ketahanan Pangan di Kecamatan Sumbang Kabupaten Banyumas. Doctoral Dissertation, Universitas Muhammadiyah Purwokerto.

Natanael, D. K., Safitri, D., & Suparti, S. 2018. Prediksi Harga Minyak Dunia dengan Metode Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA). Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang, Vol 6(1), 65-72.

Panjaitan, H., Prahutama, A., & Sudarno, S. 2018. Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode ARIMA, Intervensi dan ARFIMA (Studi Kasus: Penumpang Kereta Api Kelas Lokal EkonomiDAOP IV Semarang). Jurnal Gaussian, Vol 7(1), 96-109.

Rosadi, D. 2011. *Analisis Ekonometrika & Runtun Waktu Terapan dengan R: Aplikasi untuk Bidang Ekonomi, Bisnis, dan Keuangan*. Yogyakarta: ANDI.

Sihati. *Sistem Informasi Harga dan Produksi Komoditi*. Tersedia di https://hargajateng.org/.

Soejoeti, Z. 1987. *Analisis Runtun Waktu.* Jakarta: Karunika Jakarta.

Tsay, R. S. 2005. *Analysis Of Financial Time*. Chicago: A John Wiley & Sons, Inc.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. New York: Pearson Inc.