

## PREDIKSI PRODUKSI *CRUDE OIL* DENGAN MENGGUNAKAN MODEL DERET WAKTU: ARIMA (1,2,2) GARCH (1,1)

Nurhayati<sup>1\*</sup>, Wiwin Apriani<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program studi Pendidikan Matematika, FKIP, Universitas Almuslim

<sup>2</sup>Program Studi Teknik Komputer, FT, Universitas Sains Cut Nyak Dhien Langsa

Email korespondensi\*: [nurhayati09.nur@gmail.com](mailto:nurhayati09.nur@gmail.com)

### Abstrak

*Crude oil* termasuk kedalam komoditas penting yang menjadi sumber energi. Perubahan harga *crude oil* dapat mempengaruhi keadaan perekonomian dari suatu negara. Hal ini dikarenakan harga *crude oil* dalam suatu kondisi akan mengalami kenaikan atau penurunan yang signifikan. Salah satu model yang dapat digunakan untuk memprediksi jenis data deret waktu tersebut adalah ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) atau GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*). Adapun tujuan yang ingin dicapai adalah memprediksi data produksi *crude oil* dalam satuan barrel (BBL) pada rentang waktu Januari 2012 sampai Desember 2018. Dari hasil peramalan diperoleh bahwa model ARIMA (1,2,2) GARCH (1,1) merupakan model terbaik dan memberikan hasil prediksi yang cenderung menyerupai data asli.

**Kata kunci:** ARIMA; *Crude Oil*; Deret Waktu; GARCH; Prediksi.

### Sejarah artikel

Diterima: 12-04-2023

Direvisi: 02-05-2023

Dipublikasikan: 10-05-2023

### A. Pendahuluan

*Crude oil* merupakan salah satu komoditi paling aktif dan kebutuhan akan *Crude oil* yang terus meningkat sehingga memiliki peran penting dalam perekonomian dunia (Herawati & Djunaidi, 2014). Adapun peranan *crude oil* yaitu sebagai bahan baku untuk produksi dimana dapat di olah menjadi solar, bensin dan sebagainya. Harga produksi *Crude oil* mengalami fluktuasi yang sangat tajam karena banyak yang mempengaruhinya sehingga dibutuhkan suatu model deret waktu yang tepat untuk melakukan pemodelan (Faozi, 2017).

Data produksi *crude oil* merupakan salah satu data deret waktu (Fauzannisa, 2015). Data deret waktu merupakan suatu peristiwa yang terjadi dan didasarkan pada waktu-waktu tertentu secara berurutan (Wahyuni, 2020). Untuk melakukan prediksi deret waktu dapat dilakukan dengan menggunakan pemodelan deret waktu (Apriani, 2020). Pemodelan deret waktu dengan menggunakan model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), atau penggabungan dari model AR dan MA sudah sangat luas penggunaannya. Namun, model tersebut memiliki keragaman yang tidak konstan di setiap titik waktunya (heteroskedastik). Pada data deret waktu untuk data produksi *crude oil* memiliki keragaman yang tidak konstan karena Ketidaknormalan pada residual dapat mengindikasikan adanya efek heteroskedastik.

Langkah pertama yang harus dilakukan untuk melakukan prediksi yaitu identifikasi model yang dilakukan pengecekan ACF dan PACF terlebih dahulu (Apriani, 2022). Pada penelitian ini menggunakan pendekatan model ARIMA yang dibentuk dari penggabungan model AR dan MA.





Selanjutnya model tidak stasioner ini diaplikasikan pada model deret waktu dengan mean dan variansi yang tidak konstan (Wei, 2018, Arum, 2020). Hal tersebut yang mendasari penggunaan model heteroskedastik yang akan diaplikasikan juga dalam penelitian ini. Penanganan yang paling sederhana jika data observasi deret waktu nonstasioner, dapat dilakukan proses transformasi terlebih dahulu. Salah satu proses stasioner yang paling sederhana adalah diferensi yaitu menghitung perubahan atau selisih nilai observasi.

Dalam penelitian ini ingin mendeskripsikan mengenai fluktuasi pada harga produksi *crude oil* dan meramalkan untuk beberapa waktu yang akan datang. Diharapkan nanti bisa dijadikan sebagai pertimbangan dalam mengambil keputusan yang terkait dengan harga *crude oil* dunia. Selain itu, untuk mendeskripsikan keadaan tersebut, model ARIMA dan GARCH diterapkan. Model ARIMA digunakan untuk mengaplikasikan hubungan linier dari data tidak stasioner melalui *differencing*, sementara model GARCH digunakan untuk menganalisis karakter residu heteroskedastik dengan variansi tidak konstan. Adapun tujuan dari penelitian ini adalah memodelkan harga produksi *crude oil* periode Januari 2012 sampai Desember 2018 menggunakan model ARIMA (1,2,2) GARCH (1,1) serta melakukan prediksi untuk 8 bulan ke depan.

## B. Metode Penelitian

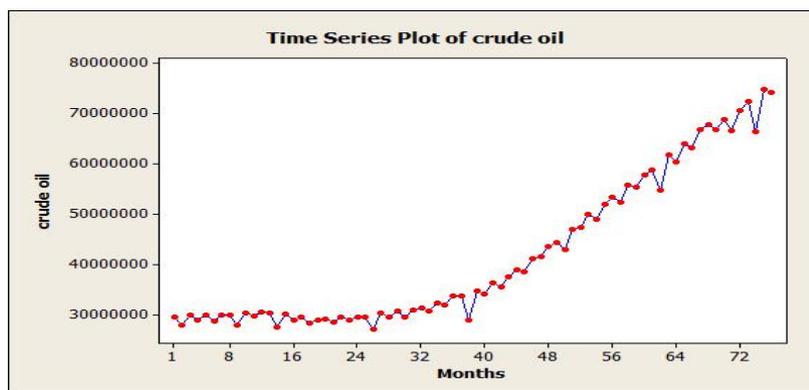
Penelitian termasuk dalam penelitian deskriptif kuantitatif, hal ini karena menggunakan perhitungan secara sistematis dan dianalisis hasil penelitian secara spesifik. Penelitian ini dikategorikan dalam penelitian terapan karena dapat diaplikasikan oleh pelaku saham dalam membuat keputusan yang berkaitan dengan topik penelitian. Data yang digunakan adalah data sekunder yang bersifat kuantitatif mengenai data produksi *crude oil* dalam satuan barrel (BBL) di suatu lokasi di Texas pada rentang waktu Januari 2012 sampai Desember 2018. Adapun tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu identifikasi model, menstasionerkan data, menguji pengaruh kuadrat residual dan variansi sebelumnya, pendugaan parameter, pemeriksaan model untuk melihat kenormalan residual, validasi model, dan melakukan prediksi.

## C. Hasil Dan Pembahasan

Data yang digunakan adalah data produksi minyak mentah (*crude oil*) dalam satuan barrel (BBL) di suatu lokasi di Texas pada rentang waktu Januari 2012 sampai Desember 2018, yang secara keseluruhan berjumlah 84 data. Data tersebut diperoleh dari situs [www.rrc.state.tx.us/oil-gas/research-and-statistics/production-data/texas-monthly-oil-gas-production/](http://www.rrc.state.tx.us/oil-gas/research-and-statistics/production-data/texas-monthly-oil-gas-production/), adapun data tersebut dapat dinyatakan sebagai berikut:

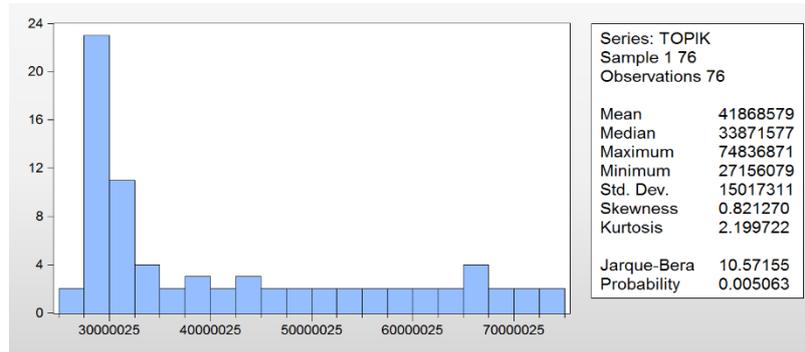
MONTH	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
JANUARY	29,459,527	30,411,448	29,607,525	33,667,587	44,469,343	58,772,483	72,459,314
FEBRUARY	27,839,610	27,434,947	27,156,079	28,891,675	43,006,918	54,791,327	66,586,016
MARCH	29,844,027	30,135,451	30,397,727	34,789,462	46,924,860	61,640,113	74,836,871
APRIL	28,948,280	29,006,022	29,503,401	34,074,601	47,307,477	60,377,198	74,382,869
MAY	29,878,977	29,546,376	30,703,520	36,267,364	49,958,715	64,103,083	77,333,669
JUNE	28,643,118	28,287,700	29,553,681	35,473,003	49,025,095	63,230,044	76,776,671
JULY	29,974,330	28,971,906	30,945,648	37,523,940	52,065,274	66,902,214	79,966,375
AUGUST	29,981,755	29,169,266	31,250,867	38,931,129	53,520,315	67,806,096	80,416,556
SEPTEMBER	27,992,656	28,583,013	30,734,897	38,619,691	52,490,767	66,793,397	76,462,521
OCTOBER	30,410,785	29,509,997	32,422,210	41,198,575	55,804,409	68,811,631	77,477,425
NOVEMBER	29,803,177	28,912,873	31,967,543	41,535,191	55,349,605	66,606,526	74,032,071
DECEMBER	30,505,636	29,468,198	33,668,552	43,497,891	57,898,413	70,790,809	* 71,074,245
<b>ANNUAL TOTALS</b>	<b>353,281,878</b>	<b>349,437,197</b>	<b>367,911,650</b>	<b>444,470,109</b>	<b>607,821,191</b>	<b>770,624,921</b>	<b>901,804,603</b>

Data di atas, 95% (76 data) digunakan untuk pemodelan dan 5% (8 data) akan digunakan untuk prediksi. Untuk melakukan pemodelan langkah awal yang dilakukan, yaitu memplot data untuk melihat kestasioneran data. Adapun hasil plotnya sebagai berikut.



Gambar 1. Plot Crude Oil

Dapat dilihat pada gambar 1 bahwa produksi *crude oil* dari bulan Januari 2012 sampai dengan April 2018 memiliki tingkat volatilitas yang cukup tinggi. Volatilitas yang cukup tinggi ini ditunjukkan oleh suatu fase dimana fluktuasinya yang relatif tinggi dan kemudian diikuti fluktuasi yang rendah dan kembali tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa data ini mempunyai rata-rata dan varian yang tidak konstan. Adapun statistik deskriptif merupakan bagian dari statistik yang menitikberatkan pada pengumpulan, penyajian, pengolahan serta peringkasan data yang mana aktivitas ini tidak berlanjut pada penarikan kesimpulan. Statistik deskriptif disajikan untuk memberikan informasi mengenai karakteristik variabel penelitian, antara lain *mean*, nilai maksimum, nilai minimum dan standar deviasi. Pengukuran statistik deskriptif disini dilakukan dengan program *Minitab*. Berikut ini adalah statistic deskriptif dari data.

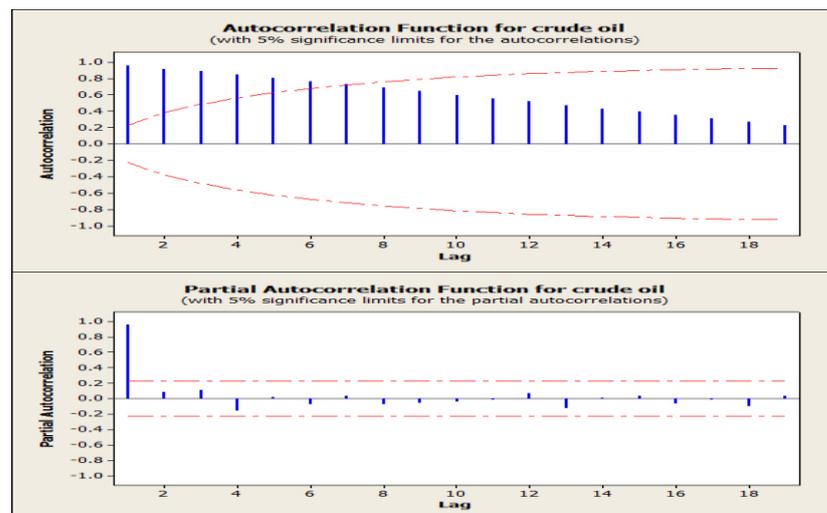


Gambar 2. Statistik Deskriptif

Berdasarkan Gambar 2 merupakan statistik deskriptif untuk hasil produksi *crude oil*, yang menunjukkan bahwa rata-rata produksi *crude oil* untuk periode tersebut adalah 41868579 dan standar deviasi 15017311. Besarnya nilai standar deviasi tersebut mengindikasikan secara awal bahwa data memiliki pergerakan acak dan volatil. Nilai minimum untuk hasil produksi *crude oil* adalah 27156079 yang terjadi pada februari 2010, sedangkan nilai maksimum sebesar 74836871 yang terjadi pada maret 2014. Perbedaan yang cukup besar antara nilai minimum dan maksimumnya menunjukkan bahwa data mengalami fluktuasi dan variansi yang cukup tinggi. Statistik deskriptif pada gambar 2 juga menunjukkan bahwa hasil produksi *crude oil* mempunyai nilai minimum yang lebih kecil dari *mean*, yaitu ( $27156079 < 41868579$ ), nilai maksimum yang lebih besar dari *mean* ( $74836871 > 41868579$ ), serta standar deviasi yang lebih kecil dari *mean* ( $15017311 < 41868579$ ). Hal tersebut menunjukkan bahwa variabel mengindikasikan hasil yang baik.

**a. Uji Stasioneritas Data**

Penerapan model autoregresif mensyaratkan bahwa data yang digunakan adalah data yang stasioner. Data dinyatakan stasioner jika nilai rata-rata dan varian dari data tersebut tidak mengalami perubahan secara sistematis sepanjang waktu.



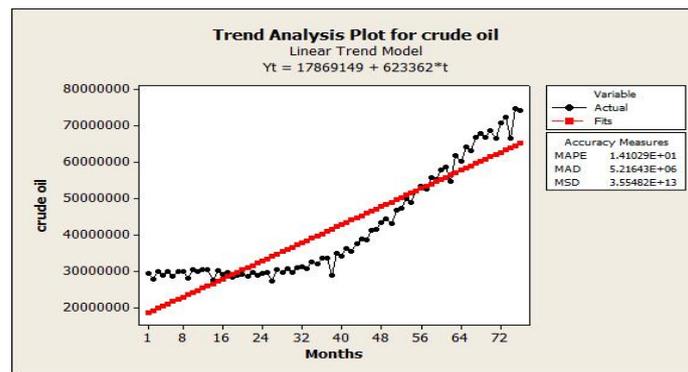
Gambar 3. ACF dan PACF

Dari plot ACF dan PACF di atas, kurva ACF turun pelan dan menunjukkan nilai koefisien korelasi yang tinggi, sampai di lag ke-enam nilai dari koefisien korelasi keluar dari batas konfidensi, sehingga diduga bahwa data belum stasioner. Pengujian dengan ACF dan PACF bersifat obyektif, maka diperlukan pengujian secara ilmiah untuk itu digunakan uji *unit root test* dengan menggunakan *Minitab*, diperoleh sebagai berikut:

Tabel 1. Uji *Unit Root Test*

	t-statistic	Prob.*
<b>Augmented Dickey-Fuller test statistic</b>	0.9561	0.9999
Test Critical Values: 1% level	-3.5366	
5% level	-2.9077	
10% level	-2.5914	

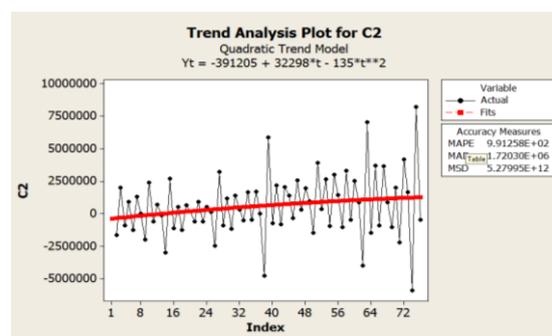
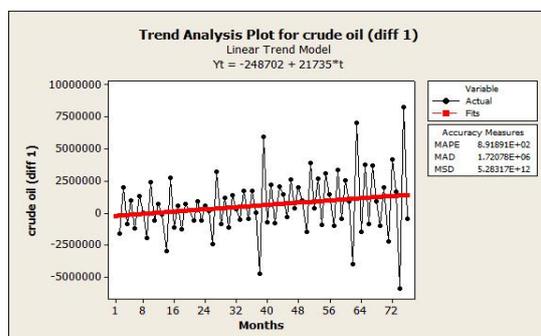
Berdasarkan Tabel 1 menunjukkan bahwa data tidak stasioner dengan menggunakan tingkat signifikansi 5% pada setiap proses dalam penelitian ini. Jadi dapat disimpulkan bahwa data hasil produksi *crude oil* dari bulan januari 2012 sampai dengan april 2018 tidak stasioner. Hal ini dikarenakan ada trend pada data tersebut, adapun plot trendnya adalah sebagai berikut.



Gambar 4. Trend pada Data

**b. Proses Diferensi**

Seperti dikemukakan sebelumnya bahwa penerapan model autoregresif mensyaratkan data stasioner. Oleh Karen itu, perlu dilakukan proses diferensi. Proses diferensi adalah suatu proses mencari perbedaan antara data satu periode dengan periode yang lainnya secara berurutan. Berikut plot hasil diferensi sekali (d=1).



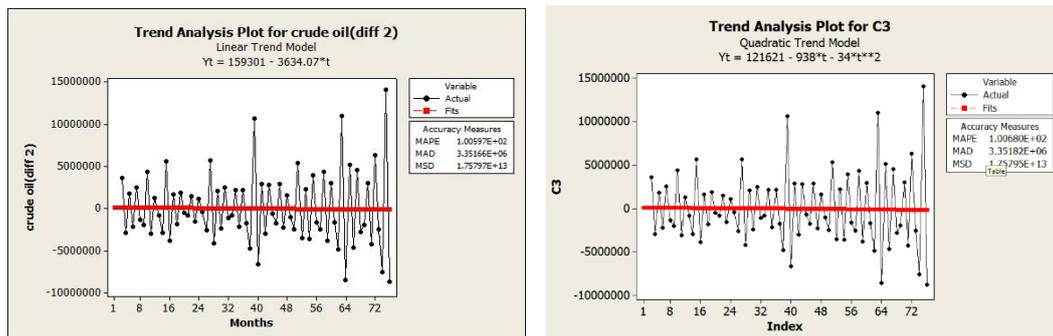
Gambar 5. Trend analysis (d=1)

Berdasarkan Gambar 5 terlihat bahwa data hasil diferensi sekali (d=1) masih belum dapat dikategorikan stasioner, hal ini diperkuat dengan uji *unit root test* sebagai berikut.

**Tabel 2. Uji Unit Root Test setelah Diferensi (d=1)**

	t-statistic	Prob.*
<b>Augmented Dickey-Fuller test statistic</b>	-0.6458	0.8521
Test Critical Values: 1% level	-3.5383	
5% level	-2.9084	
10% level	-2.5918	
<b>Phillips-Perron test statistic</b>	-16.4276	0.0001
Test Critical Values: 1% level	-3.5216	
5% level	-2.9012	
10% level	-2.5879	

Berdasarkan hasil uji *unit root test* menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* dan *Phillips-Perron* menunjukkan bahwa data belum stasioner tetapi menggunakan metode *Phillips-Perron* menunjukkan bahwa data belum stasioner. Berdasarkan hasil *trend analysis* dan *unit root test*, maka dapat disimpulkan bahwa data yang mengalami diferensi sekali (d=1) masih belum stasioner, sehingga perlu dilakukan diferensi sekali lagi (d=2). Berikut hasil plot diferensi dua kali (d=2).



**Gambar 6. Trend analysis (d=2)**

Berdasarkan Gambar 6 terlihat bahwa data hasil diferensi sekali (d=2) sudah stasioner, hal ini diperkuat dengan uji *unit root test* sebagai berikut.

**Tabel 3. Uji Unit Root Test setelah Diferensi (d=2)**

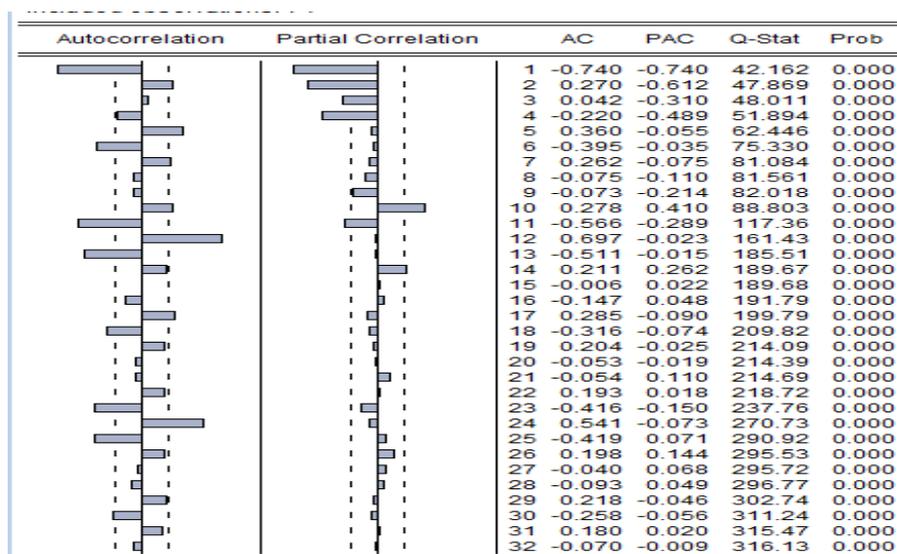
	t-statistic	Prob.*
<b>Augmented Dickey-Fuller test statistic</b>	-5.1632	0.0001
Test Critical Values: -5.1632	0.0001	
5% level	-2.9084	
10% level	-2.5918	
<b>Phillips-Perron test statistic</b>	-93.4044	0.0001
Test Critical Values: 1% level	-3.5229	
5% level	-2.9018	
10% level	-2.5883	

Berdasarkan hasil uji *unit root test* menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* dan *Phillips-Perron* menunjukkan bahwa data sudah stasioner. Berdasarkan hasil *trend analysis* dan *unit root test*, maka dapat disimpulkan bahwa data yang mengalami diferensi sekali ( $d=2$ ) sudah stasioner.

### c. Identifikasi Model ARIMA

Setelah mendeteksi masalah stasioneritas data, maka selanjutnya adalah identifikasi model ARIMA untuk data hasil produksi *crude oil*. Metode baku yang digunakan untuk pemilihan model ARIMA melalui correlogram, yaitu *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF). ACF adalah perbandingan antara kvarian pada kelambanan  $k$  dengan variannya, sedangkan PACF dapat didefinisikan sebagai korelasi antara  $Y_t$  dan  $Y_{t-k}$ .

Model AR menunjukkan nilai prediksi variabel dependen  $Y_t$  hanya merupakan fungsi linier dari sejumlah  $Y_t$  actual sebelumnya. Model MA menyatakan nilai prediksi variabel dependen  $Y_t$  dipengaruhi oleh nilai residual periode sebelumnya. Secara umum dapat didefinisikan model ARIMA ( $p, d, q$ ) dimana  $p$  dan  $q$  adalah tingkat kelambanan dan  $d$  adalah tingkat diferensi. Berikut plot ACF dan PACF dari data yang didiferensi dua kali ( $d=2$ ).



Gambar 7. ACF dan PACF ( $d=2$ )

Berdasarkan Gambar 7 yaitu mengenai karakteristik ACF dan PACF-nya, diduga beberapa model yang cocok bagi data sebagai berikut.

1. **ARI (1,2) (Signifikan tanpa konstanta)**
2. **IMA (2,1) (signifikan tanpa konstanta)**
3. ARIMA (1,2,1) (signifikan)
4. ARIMA (1,2,2) (signifikan tanpa konstanta)
5. ARIMA (1,2,4) (signifikan tanpa konstanta)
6. ARIMA (1,2,5) (tidak signifikan)
7. ARIMA (1,2,6) (tidak signifikan)
8. ARIMA (1,2,7) (tidak signifikan)
9. ARIMA (2,2,1) (signifikan)



10. ARIMA (2,2,2) (signifikan)
11. ARIMA (2,2,4) (tidak signifikan)
12. ARIMA (2,2,5) (tidak signifikan)
13. ARIMA (2,2,6) (tidak signifikan)
14. ARIMA (2,2,7) (tidak signifikan)
15. ARIMA (3,2,1) (tidak signifikan)
16. ARIMA (3,2,2) (tidak signifikan)
17. ARIMA (3,2,4) (tidak signifikan)
18. ARIMA (3,2,5) (tidak signifikan)
19. ARIMA (3,2,6) (tidak signifikan)
20. ARIMA (3,2,7) (tidak signifikan)
21. ARIMA (4,2,1) (signifikan tanpa konstanta)
22. ARIMA (4,2,2) (tidak signifikan)
23. ARIMA (4,2,4) (tidak signifikan)
24. ARIMA (4,2,5) (tidak signifikan)
25. ARIMA (4,2,6) (tidak signifikan)
26. ARIMA (4,2,7) (tidak signifikan)

Berdasarkan hasil tersebut, diperoleh beberapa model yang cocok bagi data, yaitu ARI (1,2) tanpa konstanta, IMA (2,1) tanpa konstanta, ARIMA(1,2,1), ARIMA(1,2,2) tanpa konstanta, ARIMA(1,2,4) tanpa konstanta, ARIMA(2,2,1), ARIMA(2,2,2), dan ARIMA(4,2,1). Selanjutnya, untuk menentukan model terbaik dapat dilakukan dengan memilih model yang memiliki ukuran kebaikannya yang besar dan koefisien yang nyata. Dua hal ini tercakup sekaligus dalam AIC (*Akaike info criterion*). AIC adalah kriteria yang menyediakan ukuran informasi yang dapat menyeimbangkan ukuran kebaikan model dan efisiensi. Model yang baik dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil.

Tabel 4. Nilai AIC

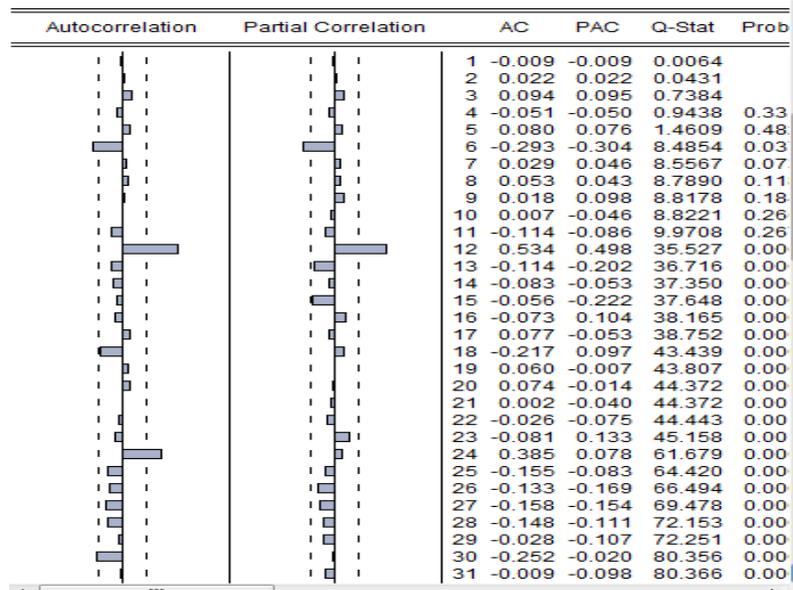
Model	Nilai AIC
ARI (1,2) tanpa konstanta	32.50950
IMA (2,1) tanpa konstanta	32.22624
ARIMA(1,2,1)	31.70898
ARIMA(1,2,2) tanpa konstanta	31.54573
ARIMA(1,2,4) tanpa konstanta	31.54878
ARIMA(2,2,1)	31.55461
ARIMA(2,2,2)	31.59248
ARIMA(4,2,1)	31.56595

Hasil rekapitulasi nilai AIC pada tabel di atas menunjukkan bahwa dari masing-masing model, yang memiliki nilai AIC paling rendah yaitu ARIMA(1,2,2) tanpa konstanta, sebesar 31.54573. Karena ARIMA(1,2,2) tanpa konstanta memiliki nilai AIC paling rendah, maka dapat dikatakan bahwa model tersebut merupakan model yang terbaik. Hasil tersebut juga menunjukkan bahwa hasil produksi *crude oil* dan nilai residual pada periode sebelumnya mempengaruhi hasil produksi

mendatang. Hal ini ditunjukkan oleh hasil penerapan model ARIMA(1,2,2) tanpa konstanta yang paling signifikan dengan memasukkan kedua unsur AR dan MA dimana AR menjelaskan pengaruh hasil produksi *crude oil* pada periode sebelumnya, sedangkan MA menjelaskan pengaruh nilai residual pada periode sebelumnya.

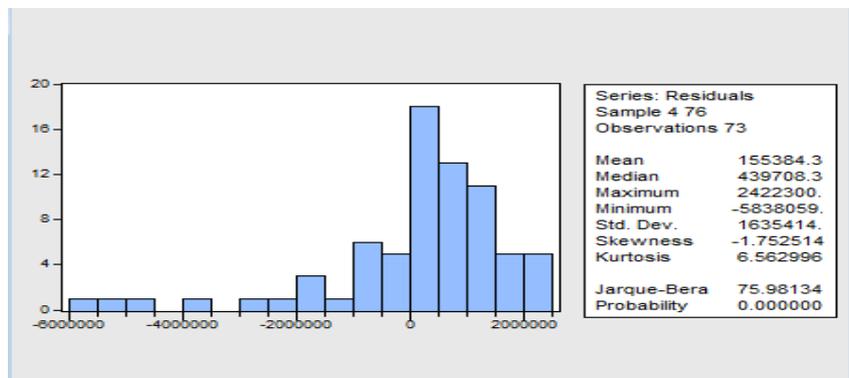
**d. Uji Diagnosis Model ARIMA**

Setelah diperoleh model terbaik adalah ARIMA (1,2,2) tanpa konstanta, maka selanjutnya perlu diketahui apakah model tersebut telah baik berdasarkan uji diagnostik. Untuk itu, akan digunakan data residual dan membentuk koreologramnya, sebagai berikut.



Gambar 7. Koreologram Residual

Berdasarkan koreologram residual tersebut tampak bahwa batang grafik pada ACF dan PACF masih ada yang keluar dari garis Bartlett sehingga dapat dikatakan bahwa error atau residual tidak bersifat white noise. Selanjutnya, uji normalitas residu sebagai berikut.

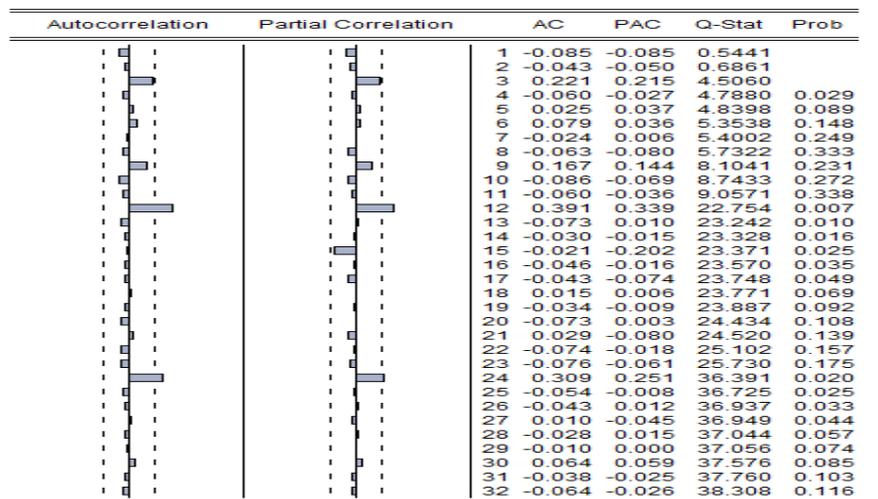


Gambar 8. Histogram Normalitas

Berdasarkan *Histogram normality test*, terlihat bahwa nilai *probability*-nya kurang dari alpha 5%, maka dapat dikatakan bahwa residualnya tidak berdistribusi normal. Ketidaknormalan residual ini dapat mengindikasikan adanya efek ARCH-GARCH, akan tetapi syarat ini tidak cukup untuk memastikan adanya unsur ARCH-GARCH, sehingga diperlukan adanya uji lain yakni uji Lagrange Multiplier yang akan dilakukan pada tahap berikutnya.

**e. Identifikasi efek ARCH-GARCH**

Dalam pemodelan *ARCH-GARCH* didahului dengan identifikasi apakah data yang diamati mengandung heteroskedastisitas atau tidak. Pengujian ini dapat dilakukan dengan 2 cara yaitu dengan mengetahui pola residual kuadrat dari *correlogram* dan dengan menggunakan uji ARCH-LM. Uji ini didasarkan pada hipotesis nol yaitu tidak terdapatnya efek ARCH/GARCH *error*. Adapun *correlogram*-nya sebagai berikut.



**Gambar 9. Identifikasi Efek ARCH-GARCH**

Berdasarkan Gambar 9 menunjukkan bahwa nilai prob pada lag ke-4, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 24, 25, 26, 27 kurang dari nilai alpha 5% sehingga pada lag tersebut dapat dikatakan memiliki heteroskedastisitas. Untuk lebih memastikan adanya heteroskedastisitas pada lag-lag tersebut dilakukan uji Lagrange Multiplier (LM), yang diperoleh sebagai berikut.

**Tabel 5. Uji ARCH-LM Deteksi Heteroskedastisitas**

Order	ARCH-LM	Prob
12	41.70496	0.0000
13	44.89612	0.0000
14	45.25538	0.0000
15	46.30715	0.0000
16	46.38497	0.0001
17	46.79743	0.0001
24	49.82112	0.0015
25	53.32248	0.0008
26	53.59654	0.0011
27	54.76572	0.0012



Dari tabel di atas nilai prob  $< 5\%$ , dengan demikian tolak  $H_0$  yang berarti ada unsur ARCH dalam model. Selain itu, untuk menguji efek ARCH, dapat juga dilakukan dengan menggunakan uji *heteroskedasticity test*, sehingga diperoleh sebagai berikut:

Tabel 6. Uji Heteroskedastis

Order	Prob. F	Prob. Chi-square
12	0.0134	0.0255
13	0.0275	0.0444
14	0.0482	0.0690
15	0.0647	0.0880
16	0.1076	0.1300
17	0.1500	0.1690
24	0.0187	0.0754
25	0.0416	0.1119
26	0.0772	0.1534
27	0.0817	0.1658

Dari tabel di atas beberapa orde memiliki nilai prob. F dan prob. Chi-square kurang dari alpha 5%. yang berarti terdapat efek ARCH-GARCH Jadi dari serangkaian uji heteroskedastisitas yang dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa data memiliki heteroskedastisitas sehingga pada model ARIMA (1,2,2) tanpa konstanta harus diperbaiki dengan penambahan efek ARCH-GARCH.

#### f. Estimasi Model ARCH-GARCH

Penerapan model ARCH-GARCH dapat dilakukan pada model yang telah diestimasi sebelumnya, yaitu ARIMA (1,2,2) tanpa konstanta. Untuk menentukan ordo dari ARCH-GARCH, maka dilakukan overfitting dari beberapa model yang mungkin, biasanya tidak melebihi orde 4 kemudian membandingkan nilai AIC-nya. Model yang terbaik memiliki nilai AIC terkecil. Berikut merupakan tabel hasil overfitting model ARCH-GARCH.

Tabel 7. Hasil Overfitting

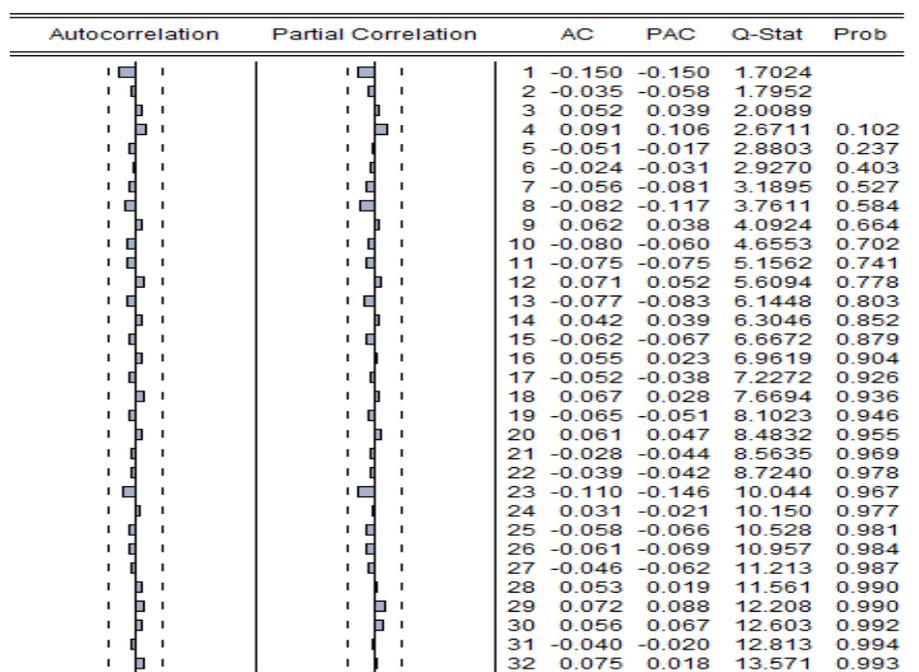
Model	Signifikansi	AIC
GARCH (0,1)	√	32.27059
GARCH (0,2)	×	-
GARCH (0,3)	√	31.93021
GARCH (0,4)	×	-
GARCH (1,0)	√	32.13611
GARCH (1,1)	√	31.58112
GARCH (1,2)	×	-
GARCH (1,3)	×	-
GARCH (1,4)	×	-
GARCH (2,0)	×	-
GARCH (2,1)	×	-
GARCH (2,2)	×	-
GARCH (2,3)	×	-
GARCH (2,4)	×	-
GARCH (3,0)	×	-
GARCH (3,1)	×	-

Model	Signifikansi	AIC
GARCH (3,2)	×	-
GARCH (3,3)	×	-
GARCH (3,4)	×	-
GARCH (4,0)	×	-
GARCH (4,1)	×	-
GARCH (4,2)	×	-
GARCH (4,3)	×	-
GARCH (4,4)	×	-

Dari Tabel 7 terlihat bahwa model GARCH(1,1) merupakan model yang terbaik karena signifikan dan memiliki nilai AIC terkecil diantara yang lainnya. Jadi, model yang kita miliki adalah ARIMA (1,2,2) tanpa konstanta dengan penambahan GARCH(1,1).

**g. Evaluasi Model**

Model ARIMA (1,2,2) GARCH (1,1) diuji kembali dengan *correlogram* residual kuadrat untuk mengetahui apakah masih terdapat unsur heteroskedastisitas atau tidak. Berikut grafik *correlogram*-nya.

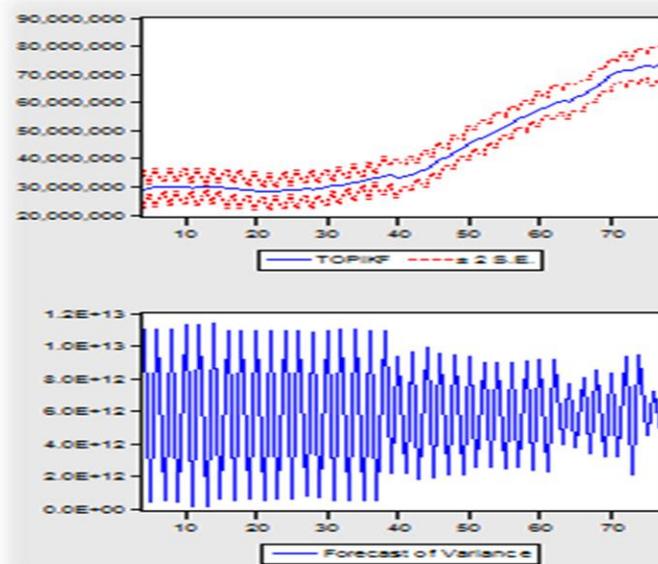


**Gambar 10. Correlogram Residual Kuadrat**

Berdasarkan Gambar 10 terlihat bahwa pada nilai prob. semua nilai signifikan (lebih dari alpha 5%), oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat gejala heteroskedastisitas terhadap data residual. Jadi, model ARIMA (1,2,2) GARCH (1,1) sudah baik untuk digunakan memprediksi. Penambahan GARCH (1,1) menunjukkan bahwa hasil estimasi produksi *crude oil* nanti dipengaruhi oleh hasil produksi *crude oil* sebelumnya dan residual periode sebelumnya.

**h. Prediksi**

Prediksi merupakan proses pendugaan tentang sesuatu di masa yang akan datang berdasarkan informasi masa lalu dan masa sekarang. Dengan dilakukan prediksi maka akan diperoleh selisih yang sekecil mungkin antara hasil peramalan dengan data aslinya. Prediksi dilakukan untuk memprediksi periode delapan bulan selanjutnya (Mei 2018-Desember 2018) dengan menggunakan model yang telah lolos uji verifikasi, yaitu ARIMA (1,2,2) GARCH (1,1). Adapun hasil peramalannya dapat dilihat pada Gambar 11 dan Tabel 8. Adapun hasil prediksinya yaitu dapat disimpulkan bahwa hasil prediksi dengan menggunakan model ARIMA (1,2,2) GARCH (1,1) memberikan hasil yang cenderung mengikuti data aslinya.



Gambar 11. Hasil Prediksi

Tabel 8. Hasil Overfitting

Periode	Cruide Oil	Hasil Prediksi
Mei	77333669	76646940
Juni	76776671	77641580
Juli	79966375	78806300
Agustus	80416556	80216190
September	76462521	82130570
Oktober	77477425	79479060
November	74032071	77829900
Desember	71074245	76291050

**D. Simpulan**

Model ARIMA (1,2,2) GARCH (1,1) merupakan model terbaik yang dapat digunakan untuk prediksi. Hasil prediksi produksi *crude oil* periode bulan Mei – Desember 2018 secara berturut-turut adalah 76646940, 77641580, 78806300, 80216190, 82130570, 79479060, 77829900, 76291050. Pada hasil prediksi diperoleh hasil produksi *crude oil* tertinggi berada pada bulan September 2018 yaitu sebesar 82130570. Sedangkan hasil produksi *crude oil* terendah berada pada bulan



Desember 2018 yaitu sebesar 76291050. Selain itu, mulai dari bulan Mei 2018 sampai dengan bulan September 2018 mengalami kenaikan hasil produksi *crude oil* secara berturut-turut. Namun, setelah itu pada bulan Oktober 2018 mulai mengalami penurunan hasil produksi *crude oil* sampai dengan bulan Desember 2018.

#### **E. Daftar Pustaka**

- Apriani, W. (2020). Perbandingan Metode MA dan LS pada Transaksi Harian Penyetoran Tunai Bank BRI Sungai Liput. *Asimetris: Jurnal Pendidikan Matematika dan Sains*, 1(1), 37-42.
- Apriani, W. (2022). Pemodelan Data Curah Hujan di Kota Langsa Dengan Model ARIMA. *Amalgamsi: Journal of Mathematics and Applications*, 1(2), 64-70.
- Arum, P. R. (2020). Peramalan Harga Emas dengan Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH).
- Faozi, S., & Sulistijanti, W. (2017). Peramalan Harga Minyak Mentah Standarwest Texas Intermediatedengan Pendekatan Metode ARIMA. In *Prosiding Seminar Nasional & Internasional*.
- Fauzannissa, R. A., Yasin, H., & Ispriyanti, D. (2016). Peramalan harga minyak mentah dunia menggunakan metode radial basis function neural network. *Jurnal Gaussian*, 5(1), 193-202.
- Herawati, S., & Djunaidy, A. (2014). Peramalan Harga Minyak Mentah menggunakan Gabungan Metode Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) dan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Simantec*, 4(1).
- Wahyuni, R. (2020). Penerapan Model Time Series Untuk Meramalkan Nilai Un Matematika Di Man 4 Bireuen Tahun 2019. *Asimetris: Jurnal Pendidikan Matematika dan Sains*, 1(2), 70-76.
- Wei, W. W. (2018). *Multivariate time series analysis and applications*. John Wiley & Sons.