

PEMODELAN ARIMAX DENGAN SIMETRIK DAN ASIMETRIK GARCH (Studi Kasus: Data Inflasi Nasional)

¹Sri Aryani, ²Heri Kuswanto, ³Suhartono

^{1,2,3} Statistika, FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

e-mail: sri.aryani14@mhs.statistika.its.ac.id, heri.k@statistika.its.ac.id, suhartono@statistika.its.ac.id

Abstrak — Untuk melakukan peramalan inflasi, pada penelitian ini dikembangkan pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) menggunakan faktor eksogen yaitu harga minyak dunia. Selanjutnya dilakukan pemodelan yang bisa mengatasi masalah heteroskedastisitas yaitu model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan tingkat keakuratan metode GARCH, GJR-GARCH dan APARCH dengan menggunakan studi simulasi dan membandingkan kinerja peramalan inflasi menggunakan ARIMAX dengan GARCH, GJR-GARCH, dan APARCH. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data inflasi Indonesia dan harga minyak dunia bulan Januari 1990-Desember 2015. Penelitian ini memberikan hasil bahwa pada simulasi data *in-sample*, GARCH(1,1) dan GJR-GARCH(1,1) lebih konsisten daripada APARCH(1,1) dalam pemodelan. *Power* uji asimetrik kurang dari 50% pada sampel kecil (200) maupun besar (1.000) dalam mendeteksi efek asimetrik. *Power* akan lebih baik pada jumlah sampel yang besar dibandingkan sampel kecil. Ketiga model GARCH(1,1) menunjukkan *size* yang mendekati level signifikansinya. Pemodelan dan peramalan terbaik inflasi adalah menggunakan metode ARMAX-GARCH(1,1) karena akan memberikan selang kepercayaan pendugaan inflasi yang lebih pendek dibandingkan dengan ARMAX dan ARMAX-APARCH(1,1). Rata-rata *standard error* pada model ARMAX sebesar 0,99848, lebih besar dibandingkan rata-rata *standard error* pada model ARMAX-GARCH(1,1) dan ARMAX-APARCH(1,1) yang masing-masing sebesar 0,67981 dan 0,75648.

Kata kunci — ARMAX, GARCH, GJR-GARCH, APARCH, inflasi

I. PENDAHULUAN

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), inflasi merupakan kenaikan harga barang dan jasa secara umum dimana barang dan jasa tersebut merupakan kebutuhan pokok masyarakat atau turunnya daya jual mata uang suatu negara. Secara umum, inflasi timbul karena adanya tekanan dari sisi penawaran (*cost push inflation*) dan dari sisi permintaan (*demand pull inflation*).

Kenaikan harga minyak mentah di pasar internasional juga menyebabkan meningkatnya inflasi. Harga minyak mentah yang lebih tinggi akan segera diikuti oleh naiknya harga produk-produk minyak, seperti bensin dan minyak bakar yang

digunakan konsumen [1]. Lebih lanjut, karena ada upaya mensubstitusi minyak dengan energi bentuk lain, harga sumber energi alternatif juga akan meningkat. Nizar (2012) melakukan penelitian mengenai dampak fluktuasi harga minyak dunia terhadap perekonomian Indonesia menggunakan metode *Vector Auto Regressive* (VAR), menunjukkan hasil bahwa fluktuasi harga minyak dunia memberi dampak positif terhadap laju inflasi selama satu tahun [2]. Untuk itu salah satu metode yang dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan angka inflasi adalah analisis deret waktu.

Salah satu asumsi dalam deret waktu adalah adanya autokorelasi, misalnya korelasi antara kejadian waktu sekarang dengan waktu sebelumnya. Terdapat berbagai model yang biasa digunakan dalam analisis deret waktu, baik model univariat maupun multivariat. Asumsi lain dalam membentuk ARIMA maupun VAR adalah stasioner baik dari rata-rata ataupun variansinya. Untuk menanggulangi masalah heteroskedastisitas ini, digunakan ARCH yang diperkenalkan oleh Engle pada tahun 1982. Menurut Engle, penggunaan metode ARCH pada data deret waktu yang mengalami heteroskedastisitas berperan penting dalam meningkatkan efisiensi. Pada model ini, variansi *error* data deret waktu sekarang hanya dipengaruhi oleh *error* dari variabel yang diteliti pada waktu sebelumnya. Kemudian pada tahun 1986, Tim Bollerslev mengembangkan metode ARCH dengan metode yang disebut *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Model ini dianggap memberikan hasil yang lebih singkat dan efektif daripada model ARCH karena dapat mengurangi ketergantungan sejumlah besar lag *error* masa lalu.

Dalam perkembangannya, model GARCH memiliki banyak jenis diantaranya simetrik dan asimetrik GARCH. Salah satu model asimetrik GARCH yang banyak digunakan adalah GJR-GARCH. Model ini merupakan pengembangan GARCH yang digagas oleh Glosten, Jagannathan dan Runkle [3]. Hentschel meneliti tentang model simetrik dan asimetrik GARCH pada deret waktu harga saham harian Amerika Serikat. Dalam penelitian tersebut, Hentschel membandingkan GARCH, GJR-GARCH, TGARCH, AGARCH, NGARCH, EGARCH, dan APGARCH dalam melakukan peramalan [4].

Selain itu terdapat model APARCH. Model APARCH yang dikembangkan oleh Ding, Granger, dan Engle merupakan model yang komprehensif dan mencakup tujuh model GARCH lainnya [5]. Sanjaya menggunakan APARCH, NGARCH, GJR-GARCH, GARCH, EGARCH, dan TGARCH untuk memodelkan volatilitas nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika, dengan hasil bahwa APARCH merupakan model terbaik diantara model-model tersebut [6]. Sementara itu Tully, Edel dan Lucey menggunakan GARCH

dan APARCH untuk menganalisis dampak indikator makro ekonomi terhadap harga emas dan menunjukkan hasil bahwa metode APARCH tepat digunakan untuk memodelkan harga emas [7]. Lin dan Fei memodelkan fluktuasi saham di China menggunakan berbagai modifikasi GARCH dan APARCH, dengan hasil bahwa APARCH lebih baik dalam menggambarkan *long memory* pada saham [8].

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan tingkat keakuratan metode GARCH, GJR-GARCH dan APARCH dengan menggunakan studi simulasi dan membandingkan kinerja peramalan inflasi menggunakan ARIMAX dengan GARCH, GJR-GARCH, dan APARCH.

II TINJAUAN PUSTAKA

A. ARIMAX

Model ARIMAX adalah model ARIMA dengan penambahan variabel prediktor [9]. ARIMAX merupakan model ARIMA dengan faktor eksogen. Pada penelitian ini model ARIMAX yang digunakan adalah ARIMA fungsi transfer dengan deteksi *outlier*.

Untuk membentuk model fungsi transfer, deret input dan deret output masing-masing harus berautokorelasi dan memiliki korelasi silang yang signifikan. Bentuk umum model fungsi transfer untuk input tunggal (x_t) dan output tunggal (y_t) adalah [9]:

$$y_t = v(B)x_t + n_t \quad (1)$$

dengan

y_t = representasi dari deret output yang stasioner

x_t = representasi dari deret input yang stasioner

n_t = representasi dari komponen error (deret *noise*) yang mengikuti suatu model ARIMA tertentu

$v(B)$ = bobot respon impuls

Bobot respon impuls dapat dinyatakan sebagai berikut [9]:

$$v(B) = \frac{\omega(B)B^b}{\delta(B)} \quad (2)$$

sehingga memperoleh model fungsi transfer sebagai berikut:

$$y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} B^b x_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (3)$$

dengan

$\phi(B)$ = operator *autoregressive* orde ke- p dari n_t

$\theta(B)$ = operator *moving average* orde ke- q dari n_t

a_t = residual dari deret n_t

b = banyaknya periode sebelum x_t mulai berpengaruh terhadap y_t .

B. ARCH/ GARCH

Untuk mengidentifikasi apakah suatu model tersebut mengandung ARCH/GARCH maka dapat dilakukan dengan cara menghitung nilai ACF dan PACF dari kuadrat residual yang dihasilkan oleh model *mean* (ARIMA) dan dapat juga memakai uji *Lagrange Multiplier* (LM).

Tahapan uji LM yang diusulkan oleh [10] untuk menguji adanya proses ARCH yaitu:

1. Menggunakan metode kuadrat terkecil untuk mendapatkan AR (n):

$$X_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1} + \dots + \alpha_n X_{t-n} + \varepsilon_t \quad (4)$$

2. Menghitung besarnya kuadrat residual, kemudian meregresikan nilai tersebut sehingga diperoleh taksiran sebagai berikut:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \dots + \hat{\alpha}_n \hat{\varepsilon}_{t-n}^2 \quad (5)$$

3. Melakukan pengujian parameter:

$$H_0: \alpha_1 = \dots = \alpha_n = 0$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, n$$

Statistik Uji:

$T'R^2$ dengan $T' = T - n$, dimana T adalah jumlah residual dibawah H_0 .

Daerah penolakan:

Tolak H_0 jika $T'R^2 > \chi_n$, yang berarti bahwa terdapat efek ARCH dalam model.

Engle mengusulkan suatu model untuk variansi tidak konstan yang tergantung pada nilai-nilai masa lalu X_t atau dikenal sebagai model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH), yang didefinisikan sebagai:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (6)$$

Pada dasarnya model ARCH dengan GARCH adalah sama, yang membedakan adalah model GARCH tidak hanya tergantung pada kuadrat *error* waktu sebelumnya tetapi juga tergantung pada variansi waktu sebelumnya. Sedangkan model ARCH hanya tergantung pada kuadrat *error* waktu sebelumnya. Model GARCH(p, q) dinyatakan sebagai:

$$\begin{aligned} \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots \\ &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i \sigma_{t-i}^2 \end{aligned} \quad (7)$$

di mana, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ dan $\beta_i \geq 0$ untuk $i = 1, \dots, p$.

C. Glosten, Jagannathan dan Runkle GARCH (GJR-GARCH)

Model GARCH ini dikembangkan oleh Glosten, Jagannathan, dan Runkle pada tahun 1993. Model tersebut merupakan modifikasi dari penghitungan variansi bersyarat dari GARCH(1,1) yang mengasumsikan parameter ε_{t-1}^2 bergantung pada tanda dari nilai *shock* atau volatilitasnya. Model GJR-GARCH(1,1) adalah sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 I(\varepsilon_{t-1} < 0) + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (8)$$

dengan $I[\cdot]$ merupakan fungsi indikator. Model ini sering pula disebut sebagai *Sign-GARCH* model. Formula GJR berhubungan dengan *Threshold GARCH* (TGARCH) yang merupakan model yang dikembangkan oleh Zakoian (1994) dan *Asymmetric GARCH* (AGARCH) oleh Engle (1990).

D. Asymmetric Power ARCH (APARCH)

Model APARCH dikembangkan oleh Ding, Granger, dan Engle pada tahun 1993. Model APARCH merupakan modifikasi dari model GARCH dan mencakup tujuh model lain dari ARCH. Model APARCH dituliskan sebagai berikut:

$$\sigma_t^\delta = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^\delta \quad (9)$$

E. Kriteria Keباikan Model

Untuk memilih model yang sesuai, maka dilakukan pemilihan model berdasarkan kriteria *in-sample* (data *training*) dan *out-of-sample* (data *testing*). Dalam penelitian ini, pemilihan model terbaik melalui kriteria *in-sample*. Kriteria *in-sample* yaitu menggunakan [9]:

$$AIC(M) = -2 \ln[\text{maximum likelihood}] + 2M \quad (10)$$

dimana M adalah jumlah parameter dalam model. Untuk model ARMA dan n adalah jumlah efektif dari observasi, maka fungsi *log-likelihood* yaitu:

$$\ln L = -\frac{n}{2} \ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{1}{2\sigma_a^2} S(\phi, \mu, \theta) \quad (11)$$

$$\ln \hat{L} = -\frac{n}{2} \ln \sigma_a^2 - \frac{n}{2} (1 + \ln 2\pi) \quad (12)$$

$$AIC(M) = n \ln \sigma_a^2 + 2M \quad (13)$$

Order optimal dari order dipilih berdasarkan nilai M , yang merupakan fungsi p dan q , sehingga $AIC(M)$ adalah minimum.

III. METODOLOGI

A. Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Publikasi Statistik Harga Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang digunakan merupakan data deret waktu (*time series*) inflasi Indonesia, mulai dari Januari 1990 sampai dengan Desember 2015. Jumlah *series* data yang digunakan adalah 312 *series*. Dari bulan Januari 1990 sampai dengan Desember 2014 digunakan sebagai data *in-sample* dan data Januari 2015 sampai dengan Desember 2015 digunakan sebagai data *out-of-sample*. Data perubahan rata-rata harga minyak dunia yang digunakan merupakan perubahan rata-rata dari tiga jenis penghasil minyak dunia yaitu Brent, *West Texas Intermediate* (WTI), dan Dubai. Data tersebut merupakan data sekunder yang diperoleh dari Index Mundi.

Berdasarkan latar belakang dan tujuan penelitian, maka variabel penelitian yang akan digunakan adalah inflasi nasional sebagai *series* output. Selanjutnya variabel input eksogen yang digunakan adalah variabel persentase perubahan rata-rata harga minyak dunia. Selanjutnya dilakukan deteksi *outlier* dalam membentuk model ARIMAX.

B. Langkah Analisis

1. Studi Simulasi

Untuk menjawab tujuan pertama dari penelitian maka disusun langkah-langkah analisis sebagai berikut:

- Membangkitkan data residual simulasi model yang mengandung heteroskedastisitas (ARCH/GARCH) yaitu GARCH(1,1). Jumlah sampel menggunakan tiga macam kondisi, yaitu sampel kecil $n = 200$ dan sampel besar $n = 1.000$. Data dibangkitkan dengan menentukan kombinasi beberapa parameter (α dan β) tertentu.
- Melakukan pemodelan dan estimasi parameter menggunakan metode GARCH, GJR-GARCH, dan APARCH.
- Menghitung nilai AIC pada data *in-sample*.
- Mengulangi langkah a dan b sebanyak 100 kali.

- Menghitung rata-rata nilai AIC
- Menghitung persentase hasil replikasi yang tolak H_0 pada uji asimetrik.
- Membandingkan hasil pemodelan terbaik dengan melihat rata-rata nilai AIC.
- Membangkitkan data GJR-GARCH(1,1) dengan parameter yang sudah ditetapkan.
- Melakukan langkah b sampai dengan g .
- Membangkitkan data APARCH(1,1) dengan parameter yang sudah ditetapkan.
- Melakukan langkah b sampai dengan g .

2. Aplikasi Data Riil

Tahapan pembentukan model ARIMA dengan deteksi *outlier*:

- Melakukan identifikasi model ARIMA.
- Melakukan estimasi parameter model ARIMA.
- Melakukan uji signifikansi parameter.
- Melakukan cek diagnosa residual model ARIMA.
- Mendeteksi data *outlier* pada model ARIMA.
- Menetapkan identifikasi model ARIMA dengan deteksi *outlier*.
- Melakukan estimasi parameter dengan deteksi *outlier* sebagai faktor eksogen.
- Melakukan uji signifikansi parameter dengan deteksi *outlier* sebagai faktor eksogen.
- Melakukan cek diagnosa residual model ARIMA dengan deteksi *outlier* sebagai faktor eksogen.
- Melakukan peramalan model ARIMA dengan deteksi *outlier*.

Tahapan pembentukan model ARIMAX dengan input fungsi transfer:

- Identifikasi bentuk model:
 - Mempersiapkan deret input (harga minyak dunia) dan deret output (inflasi).
 - Prewhitening* deret input dan penghitungan deret output.
 - Penghitungan *crosscorrelation* dan autokorelasi untuk deret input dan deret output yang telah dilakukan *prewhitening*.
 - Penaksiran bobot respon impuls.
 - Penetapan (b, r, s) untuk model fungsi transfer.
 - Penaksiran awal deret gangguan (*noise series*).
 - Penentuan model ARIMA dari deret gangguan n_t .
- Estimasi parameter model fungsi transfer.
- Diagnosa model residual fungsi transfer.
- Melakukan penanganan dengan deteksi *outlier* bila terjadi residual yang tidak berdistribusi normal.

Tahapan pembentukan model ARIMAX dengan fungsi transfer dan deteksi *outlier*:

- Melakukan tahapan proses ARIMA dengan fungsi transfer.
- Mendeteksi data *outlier* pada model ARIMAX fungsi transfer.
- Menetapkan identifikasi model ARIMAX fungsi transfer dengan deteksi *outlier*.
- Melakukan estimasi parameter dengan deteksi *outlier* sebagai faktor eksogen.
- Melakukan cek diagnosa residual model ARIMA fungsi transfer dengan deteksi *outlier* sebagai faktor eksogen.

- f. Melakukan peramalan model ARIMAX fungsi transfer dengan deteksi *outlier*.

Dari model ARIMAX yang terbentuk baik dengan fungsi transfer maupun deteksi *outlier*, kemudian residual yang terbentuk dari model dilanjutkan dengan proses pemodelan dengan GARCH.

Tahapan pembentukan model ARIMAX-GARCH simetrik dan asimetrik:

- Melakukan tahapan proses ARIMA dengan fungsi transfer dan deteksi *outlier* seperti yang dijelaskan sebelumnya.
- Residual yang didapatkan dari proses *a*, dipersiapkan untuk model GARCH.
- Eksplorasi data residual yang terbentuk.
- Melakukan identifikasi apakah data residual mengandung unsur ARCH. Identifikasi ini dilakukan dengan uji LM.
- Identifikasi dugaan model ARCH.
- Melakukan estimasi parameter.
- Melakukan uji signifikansi parameter.
- Melakukan cek diagnosa residual dan residual kuadrat dari model-model GARCH yang terbentuk.
- Melakukan pemilihan model terbaik ARCH/GARCH.
- Melakukan pengujian efek asimetris pada model GARCH pada ordo minimal GARCH(1,1).
- Melakukan estimasi parameter GJR-GARCH dan APARCH.
- Melakukan uji signifikansi parameter GJR-GARCH dan APARCH.
- Melakukan cek diagnosa residual dan residual kuadrat dari model-model GARCH yang terbentuk.
- Melakukan peramalan standar deviasi.
- Melakukan peramalan interval pada model ARIMAX dengan simetrik dan asimetrik GARCH.
- Validasi dan pengecekan performa masing-masing model.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Studi Simulasi

Model GARCH merupakan model yang dapat mengakomodasi masalah heteroskedastisitas data. Tahap awal dari membangkitkan data GARCH untuk tujuan simulasi adalah membangkitkan data yang berdistribusi normal dengan parameter GARCH yang ditentukan terlebih dahulu. GARCH yang dibangkitkan merupakan model GARCH(1,1) dengan pertimbangan bahwa GARCH(1,1) merupakan model GARCH paling sederhana yang bisa digunakan untuk membandingkannya dengan metode GARCH asimetrik. Selanjutnya dibangkitkan pula data GARCH asimetrik yaitu GJR-GARCH(1,1) dan APARCH(1,1). Pada setiap skenario digunakan 100 kali pengulangan dengan masing-masing jumlah sampel adalah 200 dan 1.000. Pemilihan jumlah sampel berdasarkan pertimbangan jumlah sampel kecil = 200 dan jumlah sampel besar = 1.000

Studi simulasi diawali dengan menentukan 15 model skenario dimana pada masing-masing skenario dibangkitkan data menggunakan parameter-parameter yang telah ditentukan.

Tabel 1 *Setting* parameter untuk data simulasi

Skenario	Parameter				
	α_0	α_1	β_1	γ_1	δ
1	0,01	0,1	0,8	-	-
2	0,01	0,2	0,7	-	-
3	0,01	0,3	0,6	-	-
4	0,01	0,4	0,5	-	-
5	0,01	0,45	0,45	-	-
6	0,01	0,5	0,4	-	-
7	0,01	0,6	0,3	-	-
8	0,01	0,7	0,2	-	-
9	0,01	0,8	0,1	-	-
10	0,005	0,28	0,5	0,23	-
11	0,005	0,18	0,6	0,23	-
12	0,005	0,38	0,4	0,23	-
13	0,005	0,28	0,5	0,23	2
14	0,005	0,18	0,6	0,23	2
15	0,005	0,38	0,4	0,23	2

Berdasarkan hasil simulasi pada lampiran 1, nilai AIC antara model GARCH tidak berbeda signifikan. Pada data yang dibangkitkan melalui model GARCH(1,1), hampir seluruh model skenarionya menunjukkan bahwa GARCH simetrik lebih baik dalam hal akurasi dibandingkan dengan GARCH asimetrik kecuali pada model skenario 1 yang menunjukkan bahwa GJR-GARCH merupakan model yang paling baik dibandingkan kedua model GARCH lainnya. Untuk data yang dibangkitkan melalui model GJR-GARCH(1,1), semuanya menunjukkan bahwa GJR-GARCH(1,1) merupakan model terbaik. Selanjutnya untuk data yang dibangkitkan melalui model APARCH(1,1), hanya pada model skenario 13 yang menunjukkan APARCH(1,1) merupakan model terbaik. Skenario model 14 dan 15 menunjukkan bahwa model GJR-GARCH merupakan model terbaik.

Berdasarkan lampiran 2, untuk data *in-sample* dengan jumlah sampel 1.000 pada data yang dibangkitkan melalui model GARCH(1,1), seluruh model skenarionya menunjukkan bahwa GARCH simetrik lebih baik dalam hal akurasi dibandingkan dengan GARCH asimetrik. Untuk data yang dibangkitkan melalui model GJR-GARCH(1,1), semuanya menunjukkan bahwa GJR-GARCH(1,1) merupakan model terbaik. Selanjutnya untuk data yang dibangkitkan melalui model APARCH(1,1), hanya pada model skenario 14 yang menunjukkan APARCH(1,1) merupakan model terbaik. Skenario model 13 dan 15 menunjukkan bahwa model GJR-GARCH merupakan model terbaik.

Selanjutnya untuk mengetahui kinerja dari masing-masing statistik uji asimetrik, dilakukan suatu simulasi Monte Carlo dengan simulasi data bangkitan 100 replikasi. Pada tabel 2 disajikan hasil uji asimetrik untuk data yang dibangkitkan melalui persamaan:

- Model 1 GARCH(1,1): $\sigma_t^2 = 0,01 + 0,09\varepsilon_{t-1}^2 + 0,9\sigma_{t-1}^2$
- Model 2 GARCH(1,1): $\sigma_t^2 = 0,05 + 0,05\varepsilon_{t-1}^2 + 0,9\sigma_{t-1}^2$
- Model 3 GARCH(1,1): $\sigma_t^2 = 0,2 + 0,05\varepsilon_{t-1}^2 + 0,75\sigma_{t-1}^2$

Tabel 2 Persentase hasil uji asimetrik untuk simulasi model GARCH(1,1)

Uji	Model 1		Model 2		Model 3	
	200	1000	200	1000	200	1000
<i>Sign Bias</i>						
1%	2	1	1	0	0	1
5%	6	5	8	5	6	5
10%	11	9	13	7	8	11
<i>Negative Sign Bias</i>						
1%	0	0	1	1	2	3
5%	2	5	4	5	8	9
10%	5	10	12	11	13	13
<i>Positive Sign Bias</i>						
1%	2	0	0	1	1	3
5%	4	1	5	2	9	11
10%	7	6	7	4	14	14
<i>Joint Effect</i>						
1%	1	0	0	1	3	1
5%	7	1	5	1	6	18
10%	11	8	13	8	16	18

Berdasarkan tabel 2, ukuran simulasi dari uji mendekati ukuran level signifikansi pada kedua jumlah sampel. Pada sampel yang besar, persentase data asimetrik cenderung lebih besar daripada level signifikansinya. Pada level signifikansi 1%, pada kedua jenis sampel, persentase data bersifat asimetrik berada antara 0 hingga 3 persen. Pada level signifikansi 5% dan 10%, *range* persentasenya lebih besar, namun nilai persentase maksimum tidak lebih dari 18 persen. Sehingga, dapat dikatakan keempat uji tersebut memberikan hasil uji yang lebih tepat pada level signifikansi 1%.

Berikutnya dilakukan simulasi data yang dibangkitkan pada model asimetrik. Data yang dibangkitkan mengikuti model GJR-GARCH sebagai berikut:

1. Model 1 GJR-GARCH(1,1):

$$\sigma_t^2 = 0,005 + 0,28\varepsilon_{t-1}^2 + 0,23\varepsilon_{t-1}^2 I + 0,5\sigma_{t-1}^2$$
2. Model 2 GJR-GARCH(1,1):

$$\sigma_t^2 = 0,005 + 0,18\varepsilon_{t-1}^2 + 0,23\varepsilon_{t-1}^2 I + 0,6\sigma_{t-1}^2$$
3. Model 3 GJR-GARCH(1,1):

$$\sigma_t^2 = 0,005 + 0,38\varepsilon_{t-1}^2 + 0,23\varepsilon_{t-1}^2 I + 0,4\sigma_{t-1}^2$$

Hasil simulasi data model GJR-GARCH(1,1), disajikan pada tabel 3. Pada tabel 3 dapat diketahui bahwa pada ketiga model asimetrik, *power* dari uji *joint effect* lebih baik pada sampel yang lebih besar yaitu 1.000. Berdasarkan level signifikansi 5%, pada GJR-GARCH mampu mengidentifikasi efek asimetrik pada model GARCH(1,1) sebesar 27%, 47%, dan 20%. Berarti bahwa uji tersebut memiliki *power* yang tidak terlalu baik, karena hanya mampu mendeteksi efek asimetrik pada GARCH(1,1) kurang dari 50%. Pada penelitian yang dilakukan oleh Engle dan Ng (1993) menyatakan bahwa *power* dari sampel kecil lebih lemah pada uji *joint effect* dan berdasarkan level signifikansi 5% pada GJR-GARCH mampu mengidentifikasi efek asimetrik sebesar 41,5%. Sementara itu pada seluruh uji, *power* dari sampel yang besar cenderung

lebih baik daripada sampel kecil. Hal tersebut berarti bahwa semakin panjang series data atau semakin besar jumlah sampel, semakin memberikan variasi data yang lebih baik sehingga mampu mengidentifikasi apakah data bersifat simetrik atau tidak, dengan lebih baik. Dengan demikian kemampuan uji asimetrik untuk mendeteksi data asimetrik akan lebih baik pada jumlah sampel yang besar (1.000).

Tabel 3 Persentase hasil uji asimetrik untuk simulasi model GJR-GARCH(1,1)

Uji	Model 1		Model 2		Model 3	
	200	1000	200	1000	200	1000
<i>Sign Bias</i>						
1%	0	1	1	1	1	0
5%	1	6	5	6	7	6
10%	4	10	10	9	17	12
<i>Negative Sign Bias</i>						
1%	1	1	1	5	3	2
5%	6	7	5	12	4	4
10%	10	11	12	26	6	8
<i>Positive Sign Bias</i>						
1%	0	0	0	1	2	0
5%	3	4	4	12	3	2
10%	5	11	10	23	5	5
<i>Joint Effect</i>						
1%	1	13	3	25	5	7
5%	6	27	7	47	9	20
10%	11	31	13	62	11	27

Selanjutnya dibangkitkan pula data yang mengikuti model APARCH sebagai berikut:

1. Model 1 APARCH(1,1):

$$\sigma_t^2 = 0,005 + 0,28(|\varepsilon_{t-1}| + 0,23\varepsilon_{t-1})^2 + 0,5\sigma_{t-1}^2$$
2. Model 2 APARCH(1,1):

$$\sigma_t^2 = 0,005 + 0,18(|\varepsilon_{t-1}| + 0,23\varepsilon_{t-1})^2 + 0,6\sigma_{t-1}^2$$
3. Model 3 APARCH(1,1):

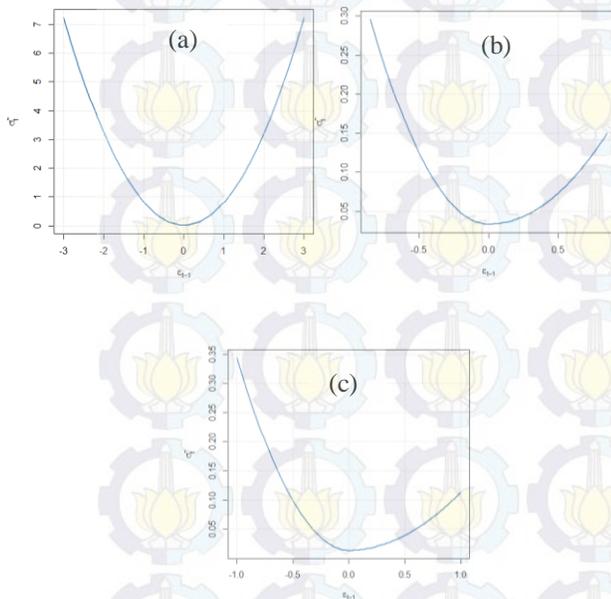
$$\sigma_t^2 = 0,005 + 0,38(|\varepsilon_{t-1}| + 0,23\varepsilon_{t-1})^2 + 0,4\sigma_{t-1}^2$$

Hasil simulasi pada replikasi 100 kali pada level signifikansi 1%, 5%, dan 10%, disajikan pada tabel 4. Seperti halnya pada tabel 3, pada tabel 4 dapat diketahui bahwa pada ketiga model asimetrik, *power* dari uji *joint effect* lebih baik pada sampel yang lebih besar yaitu 1.000. Demikian halnya dengan ketiga uji lainnya. Berdasarkan level signifikansi 5%, pada jumlah sampel 1.000, model APARCH mampu mengidentifikasi efek asimetrik pada model GARCH(1,1) sebesar 50%, 33%, dan 75%. Berarti bahwa uji tersebut memiliki *power* yang baik, karena mampu mendeteksi efek asimetrik pada GARCH(1,1) sebesar 50% bahkan lebih. Sementara itu pada seluruh uji, *power* dari sampel yang besar cenderung lebih baik daripada sampel kecil. Dengan demikian kemampuan uji asimetrik untuk mendeteksi data asimetrik akan lebih baik pada jumlah sampel yang besar (1.000).

Tabel 4 Persentase Hasil Uji Asimetrik untuk simulasi model APARCH(1,1)

Uji	Model 1		Model 2		Model 3	
	200	1000	200	1000	200	1000
<i>Sign Bias</i>						
1%	1	0	1	0	1	1
5%	5	6	4	3	3	7
10%	10	11	7	11	8	12
<i>Negative Sign Bias</i>						
1%	12	2	6	6	11	8
5%	19	14	11	14	18	22
10%	21	27	14	22	23	32
<i>Positive Sign Bias</i>						
1%	0	1	0	5	4	5
5%	4	13	1	13	7	15
10%	8	23	8	21	9	35
<i>Joint Effect</i>						
1%	13	28	5	16	13	54
5%	19	50	10	33	21	75
10%	26	60	15	39	26	81

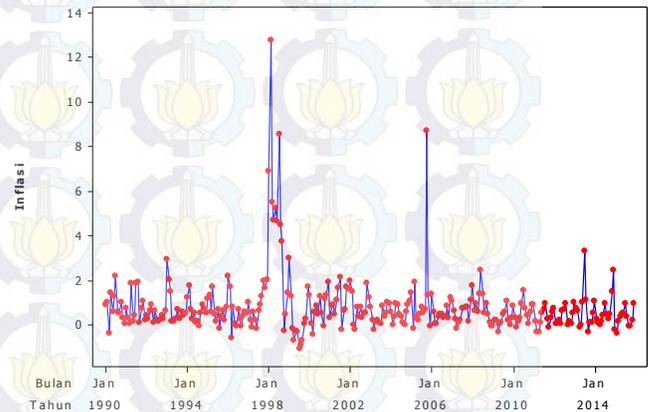
Berikut disajikan contoh hubungan simetrik/ asimetrik antara $shock$ (ε_{t-1}) dengan varians (σ_t^2). Hubungan simetrik diperoleh dari data bangkitan GARCH(1,1) pada skenario 8. Hubungan asimetrik diperoleh dari data bangkitan GJR-GARCH(1,1) pada skenario 12 dan APARCH(1,1) pada skenario 15.



Gambar 1. News impact curve (a) skenario 8; (b) skenario 12; (c) skenario 15

B. Data Inflasi Nasional

Nilai inflasi nasional di Indonesia cenderung berfluktuasi dengan nilai inflasi tertinggi 12,76 persen terdapat pada bulan Februari 1998. Selama kurun waktu tahun 1990 sampai dengan tahun 2015, tercatat ada beberapa bulan yang mengalami deflasi namun angkanya tidak signifikan. Inflasi mencapai nilai deflasi terendah 1,05 persen (inflasi -1,05) pada bulan Juli 1999.



Gambar 2 Plot series data inflasi nasional Januari 1990-Desember 2015

Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter dan uji *white noise* serta normalitas residual diperoleh parameter pembentukan model peramalan inflasi seperti pada tabel 5.

Tabel 5 Uji signifikansi parameter model ARIMA inflasi

Parameter	Nilai Estimasi	Standard Error	t-hitung	p-value
μ	0,74772	0,14684	5,09	<,0001
θ_{10}	-0,17216	0,05911	-2,91	0,0036
θ_{12}	-0,37120	0,05915	-6,28	<,0001
ϕ_1	0,66582	0,04689	14,20	<,0001
ϕ_3	0,16870	0,04943	3,41	0,0006
ϕ_8	-0,18997	0,04369	-4,35	<,0001
ω_{190}	7,26172	0,44866	16,19	<,0001
ω_{98}	8,22766	0,52358	15,71	<,0001
ω_{103}	4,23731	0,45331	9,35	<,0001
ω_{97}	3,19870	0,52370	6,11	<,0001
ω_{106}	-2,65681	0,47013	-5,65	<,0001
ω_{283}	2,08955	0,45795	4,56	<,0001

Diketahui ada enam outlier yang bersifat *additive outlier*. Identifikasi outlier disajikan sebagai berikut:

Tabel 6 Identifikasi *outlier* data inflasi nasional

Waktu	Keterangan
Januari 1998	Krisis ekonomi dimana nilai tukar rupiah terhadap dollar terdepresiasi 80%
Februari 1998	Krisis ekonomi
Juli 1998	Krisis ekonomi dimana SBI 70,8%, SBPU 60%, IHSG anjlok
Oktober 1998	Krisis ekonomi
Oktober 2005	Kenaikan BBM 125%
Juli 2013	Kenaikan BBM 33,33%

Persamaan model peramalan ARIMA ([1,3,8],0,[10,12]) dengan deteksi *outlier* adalah sebagai berikut:

$$y_t = \mu + \omega_1 I_t^{(190)} + \omega_2 I_t^{(98)} + \omega_3 I_t^{(103)} + \omega_4 I_t^{(97)} - \omega_5 I_t^{(106)} + \omega_6 I_t^{(283)} + \frac{(1 + \theta_{10} B^{10} + \theta_{12} B^{12})}{(1 - \phi_1 B - \phi_3 B^3 + \phi_8 B^8)} a_t$$

$$y_t = 0,75 + 7,26 I_t^{(190)} + 8,23 I_t^{(98)} + 4,24 I_t^{(103)} + 3,2 I_t^{(97)} - 2,66 I_t^{(106)} + 2,09 I_t^{(283)} + \frac{(1 + 0,17 B^{10} + 0,37 B^{12})}{1 - 0,67 B - 0,18 B^3 + 0,23 B^8} a_t$$

Dari persamaan model ARIMA yang terbentuk, dapat diketahui bahwa inflasi nasional pada bulan ke- t berkaitan dengan inflasi nasional satu bulan sebelumnya, inflasi nasional tiga bulan sebelumnya, inflasi nasional delapan bulan sebelumnya.

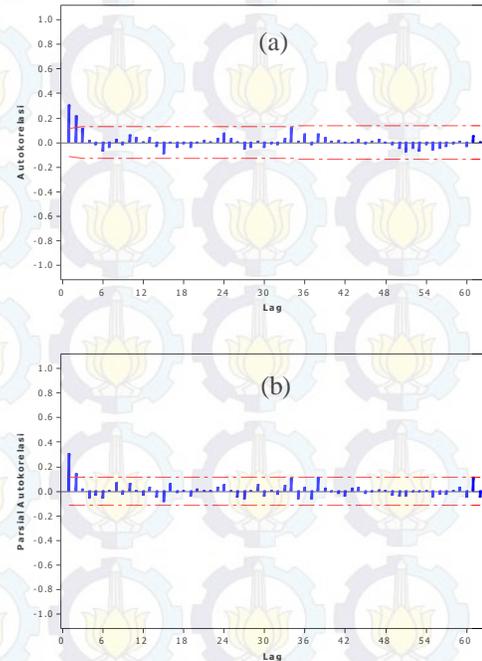
Tabel 7 Uji signifikansi model ARIMA fungsi transfer

Parameter	Estimasi	Standard Error	t-hitung	p-value
θ_{10}	-0,17558	0,05852	-3,00	0,0027
θ_{12}	-0,34821	0,05878	-5,92	<,0001
θ_{13}	0,13391	0,05822	2,30	0,0215
ϕ_1	0,67783	0,04657	14,56	<,0001
ϕ_3	0,18711	0,04948	3,78	0,0002
ϕ_8	-0,19259	0,04272	-4,51	<,0001
ω_0	-0,0014690	0,0038680	-0,38	0,7041
ω_1	7,15180	0,42792	16,71	<,0001
ω_2	8,23921	0,51353	16,04	<,0001
ω_3	4,12209	0,43484	9,48	<,0001
ω_4	3,17054	0,51738	6,13	<,0001
ω_5	-2,56027	0,44966	-5,69	<,0001
ω_6	2,07183	0,44415	4,66	<,0001
ω_7	0,84833	0,15398	5,51	<,0001

Model fungsi transfer dengan input perubahan harga minyak dunia menghasilkan parameter yang signifikan namun tidak memenuhi asumsi residual. Setelah dimasukkan deteksi *outlier* kedalam model ARIMA fungsi transfer, residual telah memenuhi asumsi normalitas dan *white noise*. Namun demikian, parameter input yaitu perubahan harga minyak

dunia menjadi tidak signifikan. Untuk itu, model ARIMA fungsi transfer tidak dilanjutkan dengan model ARCH/GARCH.

Setelah diketahui bahwa data residual inflasi nasional memiliki efek ARCH, kemudian dimodelkan kedalam bentuk ARCH/GARCH. Selanjutnya dilakukan identifikasi dan estimasi model ARCH/GARCH untuk menentukan model terbaiknya. Berikut disajikan plot *acf* dan *pacf* residual kuadrat.



Gambar 3 Plot residual kuadrat (a) ACF dan (b) PACF

Dari hasil identifikasi model, hanya dua model yang parameternya signifikan yaitu ARCH(1) dan GARCH(1,1). Namun dari hasil uji asumsi residual, hanya GARCH(1,1) yang merupakan model yang layak digunakan untuk peramalan. Sehingga GARCH(1,1) merupakan model terbaik.

Model GARCH(1,1) berdasarkan hasil estimasi dituliskan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

$$\sigma_t^2 = 0,10862 + 0,27375 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,44621 \sigma_{t-1}^2$$

Selanjutnya model GARCH(1,1) akan dibandingkan dengan dua model GARCH asimetrik yaitu GJR-GARCH(1,1) dan APARCH(1,1). Dari hasil uji asimetrik, diketahui bahwa residual GARCH(1,1) tidak memiliki efek asimetris. Hal tersebut berarti bahwa residual ARIMAX inflasi nasional cukup dimodelkan dengan GARCH(1,1). Akan tetapi, dalam penelitian ini, tetap akan dilakukan estimasi model GJR-GARCH(1,1) dan APARCH(1,1) dengan pertimbangan bahwa dari hasil simulasi diketahui bahwa power uji asimetrik tidak terlalu baik. Untuk melihat performa GARCH asimetrik dibandingkan dengan GARCH simetrik.

Dari hasil pengujian parameter model GJR-GARCH(1,1) diketahui bahwa semua parameter signifikan.

$$\sigma_t^2 = 0,008039 + 0,059929\varepsilon_{t-1}^2 - 0,137499\varepsilon_{t-1}^2 I(\varepsilon_{t-1} < 0) + 0,983048\sigma_{t-1}^2$$

Setelah dilakukan cek diagnosa residual model, diperoleh bahwa model tersebut tidak berdistribusi normal dan masih terdapat serial korelasi pada residualnya. Untuk itu, model GJR-GARCH(1,1) tidak digunakan untuk peramalan,

Model asimetrik selanjutnya adalah model APARCH. Seperti halnya pada model GJR-GARCH, dapat diketahui hasil estimasi parameter dimana tidak semua parameter bernilai positif. Parameter γ_1 memiliki nilai estimasi negatif. Parameter γ_1 merupakan *leverage effect* atau parameter asimetrik dari model GARCH. Dalam penelitian yang dilakukan Rizvi yang meneliti tentang inflasi di Asia, menyatakan bahwa efek *leverage* oleh inflasi di Indonesia bernilai negatif [12]. Dapat dikatakan bahwa *shock* positif lebih berpengaruh terhadap volatilitas inflasi daripada *shock* yang negatif dari inflasi. Meskipun kedua model asimetrik memberikan tanda koefisien estimator yang sama, namun nilainya berbeda. Nilai estimasi efek asimetrik APARCH(1,1) yaitu -1,00 sedangkan pada GJR-GARCH(1,1) sebesar -0,14. Berikut disajikan model APARCH:

$$\sigma_t = 0,11997 + 0,18556(|\varepsilon_{t-1}| + \varepsilon_{t-1}) + 0,65268\sigma_{t-1}$$

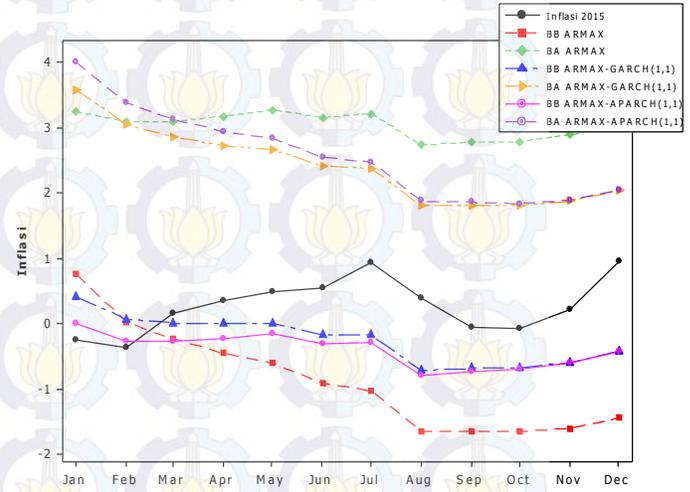
Dari hasil pemodelan menggunakan data *in-sample*, berdasarkan kriteria AIC, maka diketahui bahwa APARCH(1,1) lebih baik daripada GARCH(1,1). Dari hasil pemodelan GARCH dengan simetrik maupun asimetrik, diketahui bahwa hanya GARCH(1,1) dan APARCH(1,1) yang memenuhi syarat untuk dilakukan peramalan standar deviasi. Peramalan standar deviasi dalam hal ini akan digunakan untuk peramalan inflasi tahun 2015 dalam *confidence interval*. Berikut hasil peramalan pada data *out-of-sample*:

Tabel 8 Perbandingan hasil ramalan interval ARIMAX, ARIMAX-GARCH(1,1), dan ARIMAX-APARCH(1,1)

Bulan	Inflasi	ARIMAX		ARIMAX-GARCH(1,1)		ARIMAX-APARCH(1,1)	
		BB	BA	BB	BA	BB	BA
1	-0,24	0,76	3,25	0,42	3,59	0,01	4,00
2	-0,36	0,03	3,10	0,07	3,05	-0,27	3,39
3	0,17	-0,23	3,10	0,01	2,85	-0,26	3,13
4	0,36	-0,45	3,18	0,00	2,73	-0,22	2,95
5	0,5	-0,60	3,28	0,01	2,67	-0,16	2,84
6	0,54	-0,91	3,16	-0,18	2,42	-0,31	2,55
7	0,93	-1,02	3,22	-0,18	2,38	-0,28	2,48
8	0,39	-1,64	2,74	-0,71	1,81	-0,78	1,88
9	-0,05	-1,65	2,78	-0,68	1,82	-0,73	1,86
10	-0,08	-1,65	2,79	-0,67	1,81	-0,70	1,84
11	0,21	-1,60	2,89	-0,59	1,88	-0,60	1,90
12	0,96	-1,44	3,06	-0,42	2,04	-0,42	2,04

Dari tabel 8 dapat diketahui bahwa hasil ramalan baik dengan menggunakan ARIMAX, ARIMAX-GARCH(1,1), maupun ARIMAX-APARCH(1,1) menggunakan selang kepercayaan 95%, memberikan ketepatan yang sama dalam ramalan selang kepercayaan yang memuat nilai inflasi yaitu 83,33 persen. Rata-rata panjang selang interval ramalan inflasi antara ARIMAX, ARIMAX-GARCH(1,1), dan APARCH-

GARCH masing-masing adalah 3,91, 2,66, dan 2,97. Hal tersebut berarti ARIMAX-GARCH memberikan selang kepercayaan yang paling pendek dibandingkan dengan ARIMAX maupun ARIMAX-APARCH(1,1). Demikian pula ARIMAX-APARCH(1,1) menghasilkan selang kepercayaan yang cenderung lebih pendek dibandingkan ramalan dengan menggunakan ARIMAX. Jika dibandingkan antara ARIMAX-GARCH(1,1) dan ARIMAX-APARCH(1,1), ARIMAX-GARCH(1,1) menghasilkan selang kepercayaan yang cenderung lebih pendek. Hal tersebut disebabkan data residual inflasi merupakan data simetrik GARCH, sehingga lebih tepat jika peramalan yang digunakan adalah ARIMAX-GARCH(1,1).



Gambar 4 Ramalan interval inflasi Januari-Desember 2015

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan skenario studi simulasi, pada data bangkitan GARCH(1,1), baik untuk sampel kecil maupun sampel besar pada data *in-sample*, menghasilkan kesimpulan yang sama, yaitu model GARCH(1,1) lebih baik daripada model GJR-GARCH(1,1) dan APARCH(1,1). Pada data bangkitan GJR-GARCH(1,1), baik untuk sampel kecil maupun sampel besar pada data *in-sample*, menghasilkan kesimpulan yang sama, yaitu model GJR-GARCH(1,1) lebih baik daripada model GARCH(1,1) dan APARCH(1,1). Pada data bangkitan APARCH(1,1), model APARCH(1,1) tidak selalu lebih baik daripada model GARCH lainnya. Power uji asimetrik kurang dari 50% pada sampel kecil (200) maupun besar (1.000) dalam mendeteksi efek asimetrik. Power akan lebih baik pada jumlah sampel yang besar dibandingkan sampel kecil. Ketiga model GARCH(1,1) menunjukkan size yang mendekati level signifikansinya. Data inflasi nasional mengikuti model GARCH. Pada data *in-sample*, berdasarkan nilai AIC, model ARIMAX-APARCH(1,1) lebih baik daripada ARIMAX-GARCH(1,1). Peramalan menggunakan ARIMAX, ARIMAX-GARCH(1,1), dan ARIMAX-APARCH(1,1) memberikan ketepatan yang sama dalam memuat nilai inflasi pada data *out-sample* yaitu sebesar 83,33%. Pemodelan dan peramalan terbaik adalah menggunakan metode ARIMAX-GARCH(1,1)

karena akan memberikan selang kepercayaan pendugaan inflasi yang lebih pendek dibandingkan dengan ARIMAX dan ARIMAX-APARCH(1,1). Rata-rata standard error pada model ramalan ARIMAX sebesar 0,99848, lebih besar dibandingkan rata-rata standard error pada model ramalan ARIMAX-GARCH(1,1) dan ARIMAX-APARCH(1,1) yang masing-masing sebesar 0,67981 dan 0,75648.

Untuk penyempurnaan berkelanjutan dari hasil penelitian ini sebaiknya penelitian berikutnya dapat memfokuskan kepada model GARCH lainnya dengan skenario simulasi yang lebih beragam. Selanjutnya perlu dilakukan perbandingan dengan metode lainnya, apakah metode GARCH simetrik dan asimetrik ini cukup baik dalam peramalan angka inflasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Cologni, A dan Manera, M. (2008). Oil prices, inflation and interest rates in a structural cointegrated VAR model for the G-7 countries, *Energy Economics*, Vol. 30, No. 3, hal. 856-888.
- [2] Nizar, M.A. (2012). Dampak Fluktuasi Harga Minyak Dunia terhadap Perekonomian Indonesia, *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, Vol. 6, No. 2, hal. 189-209.
- [3] Glosten, L.R., Jagannathan, R., dan Runkle, D.E. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks, *The Journal of Finance*, Vol. 68, No. 5, hal. 1779-1801.
- [4] Hentschel, L. (1995). All in the Family Nesting Symmetric and Asymmetric GARCH Model, *Journal of Financial Economics*, Vol. 39, hal. 71-104.
- [5] Ding, Z., Granger, C.W.J, dan Engle, R.F. (1993). A Long Memory Property of Stock Market Returns and A New Model, *Journal of Empirical Finance*, Vol. 1, hal. 83-106.
- [6] Sanjaya, M. R. (2015). *Akurasi Prediksi Volatilitas Rupiah*, Gajah Mada Working Paper in Economics and Business.
- [7] Tully, Edel, dan Lucey, B. M. (2006). A Power GARCH Examination of the Gold Market, *Research in International Business and Finance*, Vol. 21, hal. 316-325.
- [8] Lin, X dan Fei, F. (2013). Long Memory Revisit in Chinese Stock Markets: Based on GARCH-Class Models and Multiscale Analysis, *Economic Modelling*, Vol. 31, hal. 265-275.
- [9] Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, Second Edition*, United State of America: Addison-Wesley Publishing Co., USA
- [10] Engle, R. F. (1982). A General Approach to Lagrange Multiplier Model Diagnostics, *Journal of Econometrics*, Vol. 20, hal. 83-104.
- [11] Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica*, Vol. 50, No. 4, hal. 987-1008.
- [12] Rizvi, S. K. A., et. al. (2013). Inflation Volatility: An Asian Perspective, *Economic Research*, Vol. 27, hal. 280-303.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Ringkasan akurasi hasil simulasi pada jumlah sampel 200

Skenario	Nilai AIC		
	GARCH(1,1)	GJR-GARCH(1,1)	APARCH(1,1)
1	0,5120054	0,5109466	0,5188978
2	0,4407345	0,4426322	1,5409910
3	0,2548288	0,2591613	0,2622997
4	0,0811078	0,0877062	0,0889611
5	0,0091841	0,0170177	0,0168519
6	-0,1280882	-0,1188232	-0,1180307
7	-0,2265736	-0,2182287	-0,2180928
8	-0,4379149	-0,4318631	-0,4320058
9	-0,6110365	-0,6046982	-0,6056782
10	-0,4978889	-0,5046406	-0,4993939
11	-0,3887445	-0,4029811	1,7257830
12	-0,8489826	-0,8544596	-0,8491909
13	-1,0226230	-1,0331290	-1,0347890
14	-0,9459639	-0,9506350	-0,9485872
15	-1,1287870	-1,1430020	0,8207347

Lampiran 2 Ringkasan akurasi hasil simulasi pada jumlah sampel 1.000

Skenario	Nilai AIC		
	GARCH(1,1)	GJR-GARCH(1,1)	APARCH(1,1)
1	0,4907642	0,4920505	0,4928501
2	0,3821103	0,3830722	0,3840547
3	0,2192589	0,2202762	0,2212801
4	0,0836475	0,0846597	0,0856499
5	-0,0141654	-0,0132713	-0,0122811
6	-0,1023247	-0,1013490	-0,1002242
7	-0,2551862	-0,2541444	-0,2531143
8	-0,4726064	-0,4716019	-0,4707529
9	-0,6356890	-0,6347591	-0,6335522
10	-0,5116037	-0,5233587	-0,5224259
11	-0,3832586	-0,4004037	-0,3996801
12	-0,8140379	-0,8182837	-0,8169714
13	-1,0538470	-1,0654500	-1,0643760
14	-0,9650935	-0,9730412	-0,9733059
15	-1,1326800	-1,1494430	-1,1483950