

Aplikasi Model GARCH pada Data Inflasi Bahan Makanan Indonesia

TEGUH SANTOSO

Magister Sian Ilmu Ekonomi
Universitas Gajah Mada
Jl. Humaniora, Bulaksumur, Yogyakarta 55281
email : Teguh Santoso.msi25@yahoo.com

Diterima 10 Desember 2010; Disetujui 28 Februari 2011

Abstract : *In the econometric analysis of time series, data with high volatility will be very risky to be used as a basis for doing forecasting. Included in this analysis is the volatility of food inflation in Indonesia. Time series data have a tendency to bully the error variance (error term) are constant over time. Appropriate econometric model to estimate such behavior is called the Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) model (Engle, 1982) and the Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) model developed by Borreslev 1986. This paper attempts to use models of ARCH / GARCH to explain the behavior of food inflation in Indonesia period 2005.1-2010.6, explained by incorporating elements of ARCH / GARCH this will produce a better estimation.*

Key words: *time series data, volatility of food inflation, arch and garch.*

PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, resiko dan ketidakpastian yang dihadapi oleh konsumen maupun produsen akibat fluktuasi harga pangan cenderung meningkat. Peningkatan tersebut dimulai sejak tahun 2004 dan mencapai puncaknya pada akhir 2007 – musim panas 2008. Dihitung berdasarkan harga konstan (dalam US \$, tahun dasar 2000) rata-rata harga beras, gandum dan jagung di pasar internasional pada periode Oktober 2006 – Mei 2008 masing-masing meningkat sampai 3,2, 2,1, 2,5 kali lipat (Sumaryanto, 2009).

Di dalam negeri harga komoditas pangan juga meningkat meskipun polanya berbeda. Perubahan cukup mendasar terjadi sejak sepuluh tahun terakhir, yakni setelah masa reformasi (Sumaryanto, 2009). Untuk melihat perubahan (kenaikan) harga suatu barang, biasanya kita menggunakan perubahan (persentase) dalam indeks harga kon-

sumen untuk menghitung kenaikan harga barang secara umum atau yang disebut dengan inflasi.

Penentuan laju inflasi di Indonesia dilakukan terhadap perubahan harga-harga seluruh komoditas yang dikelompokkan ke dalam 7 kelompok komoditas, yaitu kelompok bahan makanan, makanan jadi, minuman, rokok, dan tembakau, perumahan, air, listrik, gas, dan bahan bakar, sandang, kesehatan, pendidikan, rekreasi dan olahraga, dan transportasi, komunikasi, dan jasa Keuangan. Dari tujuh kelompok komoditas tersebut, kelompok bahan makanan yang biasanya sering mengalami kenaikan harga, baik disebabkan oleh tekanan permintaan (*demand side*) ataupun karena berkurangnya penawaran (*supply side*), bukan saja semata-mata fenomena moneter. Dengan jumlah penduduk yang cukup besar, permintaan bahan makanan pun semakin meningkat, namun terkadang penawaran bahan makanan belum cukup memenuhi permintaan yang ada. Hal tersebut dapat meningkatkan harga

bahan pangan yang akhirnya mendorong laju inflasi.

Di Indonesia, perubahan harga pada komoditas bahan makanan merupakan penyumbang terbesar laju inflasi di Indonesia. Pada bulan Juni 2010, inflasi komoditas bahan makanan tertinggi dibanding komoditas yang lain, yakni sebesar 3,20 persen, sedangkan inflasi *y-o-y* pada bulan Juni sebesar 5,05 persen. Andil inflasi bahan makanan pada Juni 2010 juga yang tertinggi dibanding komoditas lain, sebesar 0,73 persen dimana inflasi bulan Juni sebesar 0,97 persen. (BPS, 2010).

Berdasarkan data Statistik Ekonomi dan Keuangan Indonesia, indeks harga bahan makanan cenderung memiliki volatilitas yang tinggi. Hal tersebut tercermin dari peningkatan dan penurunan yang tajam pada komoditas bahan makanan. Untuk melihat perubahan dan volatilitas harga komoditas bahan pangan di Indonesia, disajikan Gambar 1.

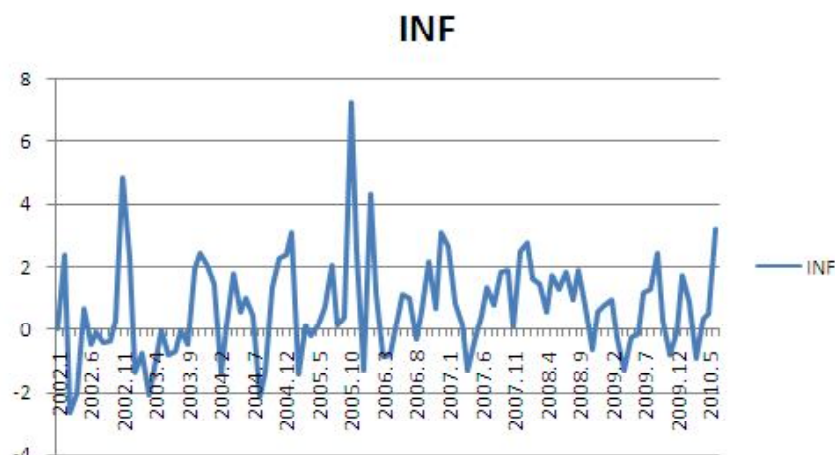
Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa inflasi komoditas pangan di Indonesia mempunyai volatilitas yang cenderung tinggi. Pada suatu ketika bisa terjadi kenaikan yang tajam, kemudian juga terjadi penurunan secara tajam pula. Pada September 2005 misalnya, kenaikan inflasi mencapai 8 persen yang disebabkan karena pemerintah menaikkan harga BBM. Kemudian pada akhir 2005, terjadi deflasi hingga minus 2 persen dan pada awal tahun 2006, harga

komoditas bahan makanan kembali naik hampir mencapai 5 persen. Hal tersebut menunjukkan volatilitas inflasi harga bahan pangan sedemikian tinggi, sehingga merupakan unsur resiko dan ketidakpastian dalam perekonomian Indonesia. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu model yang bisa meramalkan laju inflasi agar bisa dijadikan dasar bagi pemerintah dalam menetapkan kebijakan dalam mengendalikan laju inflasi.

Dalam analisis ekonometrika *time series*, data yang mempunyai volatilitas yang tinggi akan sangat riskan untuk digunakan sebagai dasar dalam melakukan *forecasting*. Termasuk dalam hal ini adalah volatilitas harga komoditas bahan makanan di Indonesia. Dengan kondisi tersebut, maka perilaku data *time series* tersebut sangat berbeda dengan asumsi yang selama ini menjadi kajian aliran utama ekonometrika, yakni data *time series* kecenderungannya mempunyai varian kesalahan pengganggu (*error term*) yang konstan dari waktu ke waktu. Berdasarkan pernyataan tersebut, dalam bahasa ekonometrika berarti bahwa varian residual dari data *time series* ini tidak konstan dan berubah-ubah dari satu periode ke periode yang lain atau mengandung unsur heteroskedastisitas. Varian dari residual bukan lagi hanya fungsi dari variable independen tetapi selalu berubah-ubah, tergantung seberapa besar residual di masa lalu (Widarjono, 2007).

Model ekonometrika yang tepat untuk mengestimasi perilaku seperti itu disebut dengan

Gambar 1
Perkembangan Inflasi Komoditas Bahan Pangan di Indonesia



Sumber : www.bps.go.id, diolah.

Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) model. Model ini pertama kali dikembangkan oleh Engle (1982). Model ARCH kemudian disempurnakan Bollerslev (1986) dengan memasukkan tidak hanya *error term* di masa lalu tetapi juga varian *error term* di masa lalu. Model Bollerslev ini kemudian disebut dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) model (Widarjono, 2002).

Beberapa studi tentang inflasi yang menggunakan model ARCH dan GARCH antara lain studi Broto (2008) yang menganalisis *Inflation Targeting di Amerika Latin dengan menggunakan model Garch*. Untuk kasus Indonesia, Widarjono (2002) juga melakukan studi yang menganalisis tingkat inflasi di Indonesia dengan mengaplikasikan model ARCH. Sumaryanto (2009) juga mengaplikasikan model ARCH dan GARCH untuk menganalisis volatilitas harga eceran beberapa komoditas pangan utama dengan menggunakan model ARCH/GARCH.

Penelitian ini menggunakan model ARCH/GARCH untuk menjelaskan perilaku inflasi bahan makanan di Indonesia dan sekaligus menjelaskan bahwa dengan memasukkan unsur ARCH/GARCH ini akan menghasilkan estimasi yang lebih baik. Data sampel penelitian adalah periode 2002:1 – 2010:6. Data diambil dari Statistik Ekonomi dan Keuangan Indonesia yang diterbitkan oleh Bank Indonesia.

TINJAUAN TEORITIS

ARCH dan GARCH. Banyak ahli ekonomi menjelaskan bahwa agen-agen ekonomi tidak hanya menjelaskan bahwa agen-agen ekonomi tidak hanya memberikan respon kepada reratanya (*mean*) tetapi juga kejadian-kejadian ekonomi yang sangat fluktuatif. Di dalam kajian ekonomi makro, varian dari inflasi ditentukan oleh respon dari berbagai guncangan yang ada. Dengan demikian varian dari inflasi tidak bisa diantisipasi. Sementara itu ahli ekonomi Milton Friedman menjelaskan bahwa inflasi yang tinggi akan diikuti pula oleh variabilitas inflasi yang tinggi sedangkan inflasi yang rendah berhubungan dengan rendahnya variabilitas inflasi (Widarjono, 2002).

Dengan kondisi varian yang cenderung tinggi tersebut, model ekonometrika tradisional tidak bisa menjelaskan secara sah dalam mengestimasi dan melakukan *forecasting* data time series. Dalam hal ini inflasi yang mempunyai volatilitas yang tinggi yang tentunya varian dari data inflasi tersebut tidak bisa konstan (homoskedastik) sehingga menyalahi asumsi klasik. Engle (1982) mengemukakan sebuah model yang disebut dengan *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH). Model tersebut diaplikasikan untuk menganalisis perilaku inflasi di Inggris dalam periode 1958:2-1977:2.

Persamaan yang digunakan adalah *first order autoregression* dan diestimasi menggunakan model ARCH. Dalam papernya, Engle menjelaskan bahwa model dengan data time series dengan volatilitas yang tinggi cenderung mengandung masalah heteroskedastisitas. Metode penaksiran yang digunakan Engle adalah Maximum Likelihood (ML) dengan model ARCH dan membandingkannya dengan taksiran model OLS. Hasil estimasi menunjukkan bahwa model ARCH-ML mampu memberikan hasil dengan prediksi varian yang lebih realistis dibandingkan dengan metode OLS (Widarjono, 2002).

Bollerslev (1986) menyempurnakan model ARCH yang dikembangkan oleh Engle (1982) namun dalam kerangka analisis yang sama. Hal tersebut dilakukan dengan memasukkan unsur residual masa lalu dan varian residual dalam persamaan *Autoregressive*. Model tersebut disebut dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Dengan menggunakan data inflasi di Amerika dengan persamaan *autoregressive* Bollerslev mencoba mengevaluasi kembali inflasi dengan model ARCH dari Engle. Hasilnya menunjukkan bahwa dengan memasukkan unsur varian residual dalam persamaan menghasilkan regresi yang lebih baik dari model ARCH (Widarjono, 2002).

METODE

Jenis dan Sumber Data. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder *time series* untuk data inflasi komoditas bahan

makanan dalam bentuk data bulanan. Periode observasi dari Tahun 2005.1 – Tahun 2010.6. Data bersumber dari website Badan Pusat Statistik (www.bps.go.id). Data inflasi yang diambil merupakan data inflasi yang sudah dalam bentuk persentase, yang sudah dihitung oleh BPS dengan mengembangkan metode Laspeyres.

Model ARIMA. Sebelum menjelaskan model ARCH dan GARCH terlebih dulu dibahas variabel yang mempengaruhi inflasi. Model yang digunakan adalah teknik Box-Jenkins (Widarjono, 2002). Model Box-Jenkins biasa disebut dengan dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Box dan Jenkins mem-populerkan metode yang terdiri dari tiga tahap dalam memilih model yang cocok untuk melakukan estimasi dan peramalan data runtut waktu univariat, yaitu identifikasi model, estimasi parameter, dan peramalan (Enders, 1995). Model ARIMA merupakan gabungan antara model *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA). Kedua model tersebut mensyaratkan data yang dianalisis bergerak di sepanjang rata-ratanya yang konstan (stasioner). Jika data tidak stasioner, maka dilakukan proses stasioner data menggunakan proses diferensi.

ARIMA adalah gabungan model AR dan MA melalui proses diferensi. Model ARIMA memiliki kelambanan waktu. Kelambanan waktu 1 periode pada proses autoregresif disebut autoregresif orde pertama atau disingkat AR(1). Simbol untuk menyatakan banyaknya kelambanan waktu pada proses autoregresif adalah **p**. Kelambanan waktu 1 periode pada proses *moving average* disebut *moving average* orde pertama atau disingkat MA(1). Simbol untuk banyaknya kelambanan waktu pada proses *moving average* adalah **q**. Nilai p dan nilai q dapat lebih dari 1. Proses diferensi pada model ARIMA bertujuan untuk memperoleh data yang stasioner. Proses diferensi dapat dilakukan sekali atau dapat dilakukan lebih dari sekali sampai data bersifat stasioner. Biasanya proses diferensi ini tidak lebih dari 2 kali. Simbol proses diferensi data adalah **d**.

Penulisan model ARIMA untuk AR(p), MA(q), dan diferensi sebanyak d kali adalah ARIMA (p,d,q). Misalnya dalam suatu proses ARIMA menggunakan autoregresif orde pertama,

moving average orde pertama, dan didiferensi sekali untuk memperoleh data yang stasioner, maka penulisannya adalah ARIMA(1,1,1).

Gujarati (2003) menjabarkan metodologi Box-Jenkins ke dalam empat langkah, yaitu identifikasi, estimasi, pemeriksaan diagnostik, dan peramalan. Misalnya kita akan membuat model untuk meramal nilai Y. Bentuk umum model autoregresif orde **p** atau AR(p) adalah:

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Y_t : variabel yang diamati

α_0 : konstanta autoregresif

$\alpha_1 \dots \alpha_p$: parameter $Y_{t-1} \dots Y_{t-p}$

Bentuk umum model moving average orde ke **q** atau MA(q) adalah:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_t + \beta_2 \varepsilon_{t-1} + \beta_3 \varepsilon_{t-2} + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

Y_t : variabel yang diamati

β_0 : konstanta moving average

$\beta_1 \dots \beta_q$: parameter $\varepsilon_t \dots \varepsilon_{t-q}$

Bentuk umum model ARIMA dengan autoregresif orde ke p dan moving average orde ke q adalah:

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \beta_0 \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

Langkah pertama dalam proses ARIMA adalah identifikasi. Langkah ini dilakukan untuk mengetahui apakah data yang diamati bersifat stasioner. Jika tidak stasioner, lakukan proses diferensi sampai dengan data bersifat stasioner. Setelah itu membuat correlogram sebaran data untuk menentukan orde autoregresif dan orde moving average. Orde yang dipilih adalah kelambanan waktu yang koefisien autoregresif dan koefisien autoregresif parsial yang signifikan. Penentuan orde (kelambanan waktu) untuk AR dan MA dilakukan dengan cara coba-coba (*trial and error*).

Alat identifikasi yang digunakan adalah *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF) pada tabel correlogram. Konsep *partial autocorrelation* dianalogikan pada konsep koefisien regresi parsial dalam k-variabel regresi berganda, koefisien regresi β_k mengukur tingkat perubahan nilai rata-rata regressand atas perubahan unit dalam k regressor X_k . *Partial autocorrelation* ρ_{kk} mengukur korelasi antara observasi (time series) pada periode waktu k setelah mengontrol korelasi pada

intermediate lag. Selain dengan melihat tabel correlogram, kita juga bisa mengaplikasikan uji stasioneritas formal, yaitu dengan menggunakan *Dickey-Fuller unit root test* (Gujarati, 2003).

Langkah kedua adalah melakukan estimasi parameter autoregresif dan parameter moving average berdasarkan orde (p dan q) yang diperoleh pada tahap identifikasi. Langkah ketiga adalah melakukan uji diagnostik. Setelah mendapatkan estimator model ARIMA, kita kemudian memilih model yang mampu menjelaskan data dengan baik. Langkah ketiga ini bersifat iteratif dan memerlukan suatu keahlian khusus untuk memilih model ARIMA yang tepat, sehingga modeling ARIMA lebih pada seni dari pada ilmiah (Gujarati, 2003). Model yang baik adalah model yang memiliki residual terdistribusi secara random (*white noise*). Pengujian ini dilakukan dengan membandingkan antara besarnya koefisien autoregresif (ACF) dan koefisien autoregresif parsial (PACF) residual yang diperoleh dari *correlogram* residual. Jika koefisien ACF dan koefisien PACF tidak signifikan (nilai koefisiennya lebih kecil daripada nilai kritisnya), maka model yang diperoleh bersifat *white noise* (residual terdistribusi secara random). Langkah keempat adalah melakukan peramalan nilai variabel yang diamati. Satu alasan untuk popularitas model ARIMA adalah keberhasilan dalam *forecasting*. Dalam beberapa kasus ramalan yang didapatkan dari metode ini lebih baik daripada model prediksi ekonometrika tradisional khususnya dalam jangka pendek.

Model ARCH/GARCH. Untuk menjelaskan bagaimana model ARCH dibentuk, misalnya kita mempunyai model persamaan regresi sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t \dots \dots \dots (4)$$

Persamaan yang berhubungan dengan varians dari *error term* (ε) terhadap volatilitas yang kita teliti pada tahun t dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma_\varepsilon^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \dots \dots \dots (5)$$

Persamaan (5) menyatakan bahwa varians dari *error term* yakni σ_ε^2 mempunyai dua komponen yakni konstan dan *error term* periode lalu (*lag*) yang diasumsikan merupakan kuadrat dari *error term* periode lalu. Model dari ε_t tersebut adalah

heteroscedasticity, conditional pada ε_{t-1} . Dengan dan β_1 dengan lebih efisien. Persamaan (4) disebut persamaan untuk output standar dari *conditional mean* sedangkan pada persamaan (5) disebut *conditional variance*.

Jika *variance* dari ε_t tergantung hanya dari volatilitas error term pada satu periode yang lalu sebagaimana dalam persamaan (5), model ini disebut ARCH(1). Secara umum model ARCH(p) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma_\varepsilon^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \alpha_3 \varepsilon_{t-3}^2 + \dots \dots (6)$$

Untuk mengestimasi persamaan (4) dan (5) dilakukan dengan metode Maximum Likelihood (ML) (Widarjono, 2002). Model ARCH dari Robert Engle ini kemudian disempurnakan oleh Tim Bollerslev. Bollerslev menyatakan bahwa varian *error term* tidak hanya tergantung dari *error term* periode lalu, tetapi juga oleh varian *error term* periode lalu. Jika kita memasukkan juga varian *error term* periode lalu dalam persamaan (5) maka model ini dikenal dengan *generalized autoregressive conditional heteroscedasticity* (GARCH). Model GARCH bisa diestimasi dengan mempergunakan metode *Maximum Likelihood*. Model GARCH yang paling sederhana disebut GARCH (1,1) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\sigma_\varepsilon^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 \dots \dots \dots (7)$$

Secara umum model GARCH yakni GARCH (p,q) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma_\varepsilon^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-p}^2 + \dots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2 \dots (8)$$

Jika pada persamaan (4) dimasukkan unsur varian *error term* maka modelnya disebut ARCH in mean (ARCH-M) atau GARCH in mean (GARCH-M), sehingga persamaan untuk *conditional mean* pada persamaan (4) menjadi:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \sigma_{t-1}^2 + \varepsilon_t \dots \dots \dots (9)$$

Pengujian Pengaruh ARCH/GARCH. Penelitian ini akan menggunakan metodologi *lagrange-multiplier* atau uji *Lagrange Multiplier* (LM) untuk melihat apakah terdapat efek ARCH/GARCH didalam estimasi uji ARIMA proses Persamaan 3. Oleh karena itu, pada Persamaan 6 dan 8 diberikan bentuk hipotesis dari uji LM untuk penentuan pengaruh ARCH/GARCH. Perlu diketahui bahwa uji LM sulit diterapkan pada

model GARCH, hal ini disebabkan oleh uji LM sulit untuk membedakan *moving average* atau *autoregressive serial correlation* pada derajat order yang sama. Untuk menentukan keputusan apakah H_0 ditolak, maka nilai dari hasil perkalian jumlah observasi (n) dengan nilai R -square (R^2) atau yang disebut dengan Obs- R^2 dibandingkan dengan nilai *Chi-square* (χ^2) pada order q (Silalahi, 2009).

$$u_t^2 = \gamma_0 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \gamma_q \varepsilon_{t-q}^2 + v_t, \dots \quad (10)$$

Dimana hipotesisnya adalah:

H_0 : Tidak terdapat ARCH/GARCH sampai order q pada residual.

H_1 : Terdapat ARCH/GARCH sampai order q pada residual.

di mana, H_0 menandakan OLS konsisten dan efisien atau tidak terdapat ARCH, sedangkan H_1 menandakan OLS konsisten tetapi tidak efisien atau terdapat ARCH (Silalahi, 2009)

Untuk membandingkan apakah model standar atau model yang memasukkan ARCH yang dipilih, digunakan beberapa criteria yakni uji t , koefisien determinasi (R^2), maupun kriteria yang dikemukakan oleh Akaike (AIC) dan Schwarz yang kesemuanya telah ditampilkan dalam output estimasi dari program Eviews.

Berdasarkan dari kriteria R^2 , AIC dan SIC model yang terbaik adalah model yang mempunyai R^2 yang tinggi, AIC dan SIC paling minimum. (Gujarati, 2003). Namun tingginya nilai R^2 tidak menjamin bahwa model yang dipilih adalah model terbaik. Kelemahan penggunaan R^2 karena koefisiennya tidak pernah turun (*nondecreasing value*) dengan semakin banyaknya jumlah variabel independen (Widarjono, 2002). Sehingga jika kita menambahkan variabel independen dalam model mungkin dapat meningkatkan nilai R^2 , namun kemungkinan juga meningkatkan *variance of forecast error*. Sehingga Henry Theil mengembangkan metode *adjusted R^2* yang dinotasikan \bar{R}^2 dengan formula sebagai berikut (Gujarati, 2003).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Identifikasi Grafik. Analisis terhadap stasioneritas data dapat dilakukan dengan cara non formal dan dengan cara formal. Analisis

nonformal dapat dilakukan dengan menggunakan grafik perkembangan data dari waktu ke waktu selama periode analisis. Berdasarkan grafik tersebut dapat diketahui apakah data yang diamati bergerak konstan di sepanjang rata-ratanya. Grafik 2 menunjukkan perkembangan inflasi bahan makanan di Indonesia selama periode Januari 2005 sampai dengan Juni 2010. Grafik perkembangan laju inflasi bahan makanan selama periode tersebut nampak bergerak konstan di sekitar rata-ratanya, artinya tidak naik terus menerus atau turun secara terus menerus. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa data inflasi bahan makanan di Indonesia pada periode tersebut bersifat stasioner.

Grafik 2 juga menggambarkan adanya volatilitas tinggi pada inflasi bahan makanan selama periode penelitian. Lonjakan inflasi tertinggi terjadi pada awal kuartal IV tahun 2005, yang disebabkan karena adanya kebijakan pemerintah menaikkan harga BBM. Kebijakan tersebut memicu lonjakan laju inflasi hingga mencapai 7,24% (*m-o-m*) atau yang disebut dengan *administrated inflation*. Hingga akhir periode penelitian, inflasi bahan makanan mempunyai volatilitas yang cukup tinggi.

Uji Stasioneritas Data. Setelah mengetahui volatilitas inflasi bahan makanan, langkah selanjutnya adalah dengan mendeteksi stasioneritas data. Untuk menghindari terjadinya *spurious regression*, data yang dianalisis harus stasioner (Sumaryanto, 2009). Data yang stasioner adalah data yang tidak mengandung akar unit (*unit root*). Oleh karena itu, langkah awal yang perlu dilakukan sebelum melakukan pengembangan model (estimasi ARMA) adalah uji akar unit. Terdapat beberapa metode uji akar unit, antara lain dengan melihat tabel correlogram, uji akar unit Augmented Dikey Fuller (ADF) dan uji akar unit Philip-Peron.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan melihat tabel correlogram dan uji akar unit ADF. Pada metode correlogram, untuk melihat stasioner atau tidaknya data, dapat dilihat melalui nilai *Partial Autocorrelation* (PAC) dan nilai *autocorrelation* (AC) pada *time lag 2* atau *timelag 3* menuju nol. Series juga dikatakan stasioner bila nilai probabilitas $BJ < \text{probabilitas}$

critical value atau nilai Q -statistik BJ < nilai chi squares ($df = \text{lag maksimal}$ $\alpha=5\%$) (Harahap, 2009). Untuk uji akar unit dengan metode ADF data dikatakan stasioner jika nilai statistik ADF > nilai kritis MacKinnon pada $\alpha=5\%$ dan $\alpha=10\%$.

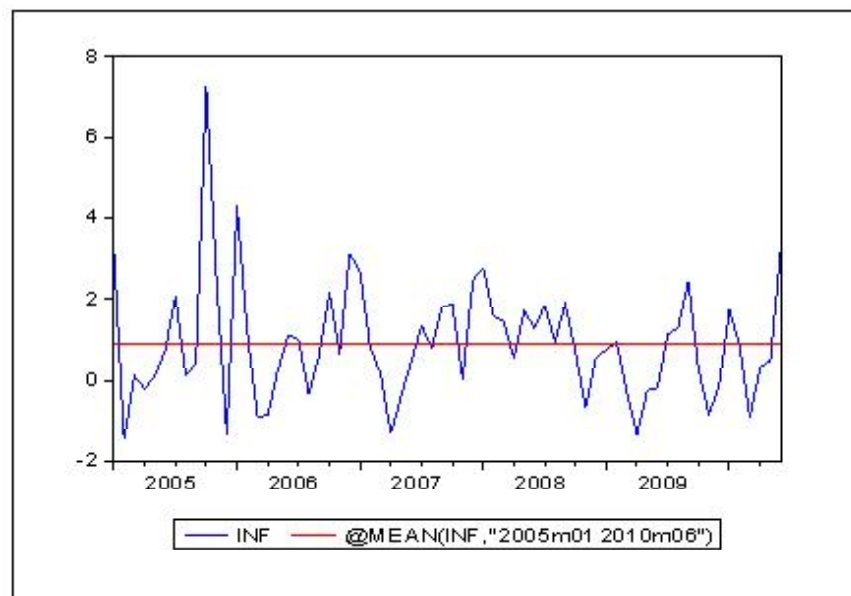
Berdasarkan Tabel 1 terlihat bahwa data inflasi bahan makanan periode 2005.1 – 2010.6 sudah stasioner pada tingkat level, di mana nilai PAC dan AC pada *time lag* 3 sudah menuju 0 atau melewati garis putus-putus. Hal itu juga dibuktikan dengan nilai statistik BJ pada *time lag* 30 (30.115) juga < nilai chi squares $df=30$ (43.772). Sehingga data dapat dimodelkan dengan metode ARMA, AR(p) d(0) dan MA(q). Model ARMA yang akan diestimasi adalah pada panjang *time lag* 12. Pembuktian selanjutnya adalah dengan metode uji akar unit ADF. Hasil uji akar unit dengan metode ADF dapat dilihat pada Tabel 2.

Berdasarkan uji akar unit ADF pada Tabel 2 diketahui bahwa pada tingkat level data telah stasioner, dibuktikan dengan nilai statistik ADF (-6.929068) > nilai kritis MacKinnon pada $\alpha=5\%$ dan $\alpha=10\%$. Sehingga uji akar unit ADF mendukung kesimpulan bahwa data dapat dimodelkan dengan ARMA.

Estimasi Model ARMA. Hasil uji akar unit menunjukkan bahwa data inflasi kelompok bahan makanan di Indonesia selama periode penelitian bersifat stasioner pada tingkat level, sehingga dapat dilakukan analisis menggunakan model Box-Jenkins. Proses selanjutnya dari model Box-Jenkins adalah melakukan identifikasi untuk menentukan model ARIMA yang mungkin cocok (paling baik untuk meramal). Dalam proses ini akan ditentukan nilai p pada AR(p) dan nilai q pada MA(q). Untuk tujuan ini, data inflasi kelompok bahan makanan dibuat *correlogram*. Fungsi autokorelasi dan fungsi autokorelasi parsial digunakan untuk menentukan p pada AR(p) dan q pada MA(q). Berdasarkan hasil pemrosesan data dengan *correlogram*, ordo AR(p) maksimal didapatkan ketika nilai PAC melewati garis putus-putus pada lag lag 10, dan lag 1 pada tabel *correlogram*, ordo MA(q) maksimal didapatkan ketika nilai AC melewati garis putus-putus pada lag 12, dan lag 1 pada tabel *correlogram*.

Setelah ditetapkan orde AR dan MA yang mungkin cocok untuk memperoleh model peramalan, selanjutnya adalah menentukan estimasi nilai parameter dalam model ARMA.

Gambar 2
Perkembangan Inflasi Bahan Makanan Indonesia periode 2005:1-2010.6



Sumber: Hasil Pengolahan Data

Tabel 1
Correlogram Inflasi Bahan Makanan Periode 2005.1-2010.6

Date: 08/12/10 Time: 23:15		Sample: 2005M01 2010M07		Included observations: 66		
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
. *	. *	1	0.129	0.129	1.1494	0.284
. *	. *	2	-0.144	-0.163	2.6030	0.272
. *	. *	3	0.136	0.187	3.9238	0.270
. .	. *	4	-0.019	-0.103	3.9486	0.413
. *	. *	5	-0.148	-0.080	5.5656	0.351
. *	. *	6	-0.106	-0.121	6.4133	0.379
. *	. *	7	-0.096	-0.090	7.1131	0.417
. *	. *	8	-0.153	-0.139	8.9148	0.350
. .	. .	9	0.022	0.064	8.9533	0.442
. *	. *	10	-0.116	-0.203	10.033	0.438
. .	. *	11	0.033	0.136	10.124	0.519
. **	. *	12	0.288	0.166	17.033	0.148
. .	. .	13	0.037	-0.012	17.151	0.193
. .	. *	14	0.043	0.085	17.311	0.240
. .	** .	15	-0.043	-0.210	17.473	0.291
. *	. .	16	-0.082	-0.044	18.082	0.319
. *	. *	17	-0.085	-0.091	18.738	0.344
. *	. *	18	-0.100	-0.074	19.674	0.351
. *	. .	19	-0.085	0.003	20.360	0.373
. .	. .	20	-0.030	0.019	20.449	0.430
. .	. *	21	-0.022	-0.068	20.499	0.490
. *	. *	22	-0.184	-0.140	23.949	0.350
. *	. *	23	0.127	0.077	25.632	0.319
. *	. .	24	0.171	-0.012	28.747	0.230
. .	. .	25	0.005	0.012	28.750	0.275
. .	. .	26	0.069	-0.028	29.290	0.298
. .	. .	27	-0.008	-0.059	29.298	0.347
. .	. .	28	-0.051	-0.039	29.605	0.382
. .	. .	29	-0.061	-0.040	30.064	0.411
. .	. .	30	0.020	0.051	30.115	0.460

Sumber: Hasil pengolahan data

Tabel 2
Uji Akar Unit Augmented Dickey Fuller (ADF)

Null Hypothesis: INF has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.929068	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.534868	
5% level	-2.906923	
10% level	-2.591006	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Pemilihan model yang cocok untuk meramal didasarkan pada hasil uji t, R^2 , uji F, *Akaike Information Criteria* (AIC), *Schwarz Information Criteria* (SIC). Model ramalan yang baik berdasarkan uji t adalah jika parameter estimasi signifikan, nilai R^2 yang tinggi, uji F signifikan, serta AIC dan SIC yang rendah. Hasil estimasi yang ditampilkan pada Tabel merupakan hasil estimasi terbaik, yang sudah memenuhi kriteria seleksi model dari beberapa model ARMA dengan menggunakan ordo yang berbeda.

Berdasarkan model ARMA (10,0,12) pada Tabel 4 menunjukkan bahwa parameter estimasi AR(1), MA(1) dan MA(12) signifikan secara statistik pada $\alpha=5\%$, sedangkan parameter AR (10) tidak signifikan secara statistik. Nilai R^2 juga cukup tinggi yakni sebesar 0,54. Artinya laju inflasi dipengaruhi oleh *autoregressive inf_{t-1}* (inflasi periode sebelumnya) serta *moving average error term* dari inflasi pada ε_{t-1} dan ε_{t-12} sebesar 54%. Nilai koefisien \bar{R}^2 juga cukup tinggi meskipun lebih kecil dibanding nilai R^2 yakni sebesar 0,50 namun juga lebih tinggi dibanding hasil estimasi model ARMA yang lain. Nilai AIC dan SIC juga cukup rendah dibandingkan hasil estimasi model ARMA yang lain (lihat Lampiran), yakni berturut turut sebesar 3,136 dan 3,31. Uji F juga menunjukkan hasil yang signifikan pada $\alpha=1\%$.

Hasil estimasi pada Tabel 4 merupakan estimasi model ARMA tanpa memasukkan unsure

ARCH/GARCH. Sehingga kita harus mendeteksi apakah model tersebut mengandung masalah heteroskedastisitas atau tidak. Jika model mengandung masalah heteroskedastisitas, maka model ARMA harus diestimasi dengan pendekatan ARCH/GARCH. Langkah yang bisa dilakukan adalah dengan mendeteksi volatilitas dari *error term*, jika *error term* mempunyai volatilitas yang tinggi maka terindikasi bahwa model mengandung masalah heteroskedastisitas.

Berdasarkan Grafik 3, diketahui bahwa volatilitas *error term* mempunyai volatilitas yang cukup tinggi pada saat terjadi kenaikan harga BBM pada akhir tahun 2005 dan lonjakan harga bahan pangan global pada awal 2007. Sedangkan pada periode lain menunjukkan volatilitas yang rendah. Grafik 3 tersebut semakin mendukung bahwa model mengandung masalah heteroskedastisitas.

Deteksi Keberadaan ARCH. Guna membuktikan bahwa model ARMA yang dipakai mengandung masalah heteroskedastisitas adalah dengan melakukan pengujian heteroskedastisitas. Dalam tulisan ini, uji yang dipakai adalah *ARCH-Lagrange Multiplier* (ARCH-LM test). Jika nilai $\text{Obs} \times R\text{-squared} > \text{nilai } \chi^2 \text{ tabel}$ maka kita dapat menolak H_0 dan menerima H_1 , artinya model mengandung masalah heteroskedastisitas atau terdapat ARCH. Jika nilai $\text{Obs} \times R\text{-squared} < \text{nilai } \chi^2 \text{ tabel}$ maka kita dapat menolak H_1 dan

Tabel 3
Hasil Estimasi Model Inflasi Bahan Makanan, ARMA
(Dependent Variable: D(INF))

Variable	Coefficient	t-statistic	Prob.
C	0.039018	2.005474	0.0503
AR(1)	0.346667*	5.354166	0.0000
AR(2)	-0.086511	-0.679879	0.4997
MA(1)	-1.261070*	-7.733345	0.0000
MA(12)	0.476096*	2.776096	0.0077
R-squared			0.542346
Adjusted R-squared			0.505734
S.E of Regression			1.111707
AIC			3.136178
SIC			3.318663
F Statistic			14.81323

Sumber : Hasil Pengolahan data

Keterangan: (*) signifikan pada $\alpha = 1\%$.

menerima H_0 .

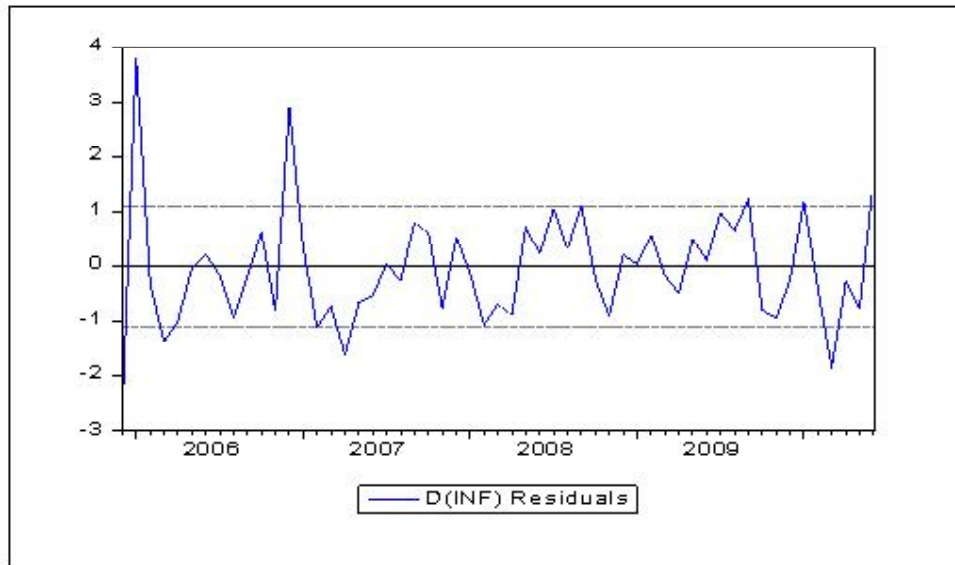
Berdasarkan hasil uji ARCHLM pada Tabel 5 diketahui bahwa hasil estimasi ARMA pada Tabel 3 mengandung masalah heteroskedastisitas atau mengandung unsur ARCH. Hal tersebut diketahui dari nilai $Obs^* R^2$ sebesar 27,87 > nilai χ^2 tabel ($df=8, 12-4$ pada $\alpha=5\%$) sebesar 15,5. Nilai probability juga signifikan pada $\alpha=5\%$, sehingga model ARMA pada Tabel 3 harus diestimasi dengan model ARCH/GARCH untuk mengakomodir masalah heteroskedastisitas yang terjadi.

Estimasi Model ARCH/GARCH. Estimasi model ARCH/GARCH tidak bisa dilakukan dalam waktu sekali jadi, artinya harus melalui proses iteratif untuk mendapatkan hasil estimasi

yang terbaik. Setelah melalui proses iteratif dihasilkan model inflasi bahan makanan GARCH, dimana persamaan *conditional mean* memasukkan unsur *error term* periode sebelumnya dan *varian error term* periode sebelumnya. Output hasil estimasi pada Tabel 6 terdiri dari dua bagian, bagian yang atas menunjukkan persamaan *conditional mean*, sedangkan yang bawah adalah *conditional variance*.

Setelah memasukkan unsur GARCH dengan metode *maximum likelihood*, hasilnya menunjukkan hasil estimasi yang cukup baik. Hampir semua koefisien signifikan kecuali koefisien lag 1 (AR1), sedangkan lag 10 (AR10) dan residual lag 1 dan 12 (MA1 dan 12) signifikan secara statistik pada $\alpha=1\%$. Koefisien GARCH 1 dan 2

Gambar 3
Residual Inflasi Bahan Makanan Model ARMA



Sumber : Hasil Pengolahan data

Tabel 4
Uji ARCH LM sampai lag 12

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	4.605969	Prob. F(12,30)	0.000
Obs*R-squared	27.87187	Prob. Chi-Square(12)	0.005

Sumber : Hasil Pengolahan Data

juga menunjukkan nilai yang signifikan pada $\alpha=1\%$. Hasil tersebut menunjukkan bahwa laju inflasi bahan makanan dipengaruhi secara signifikan oleh varian dari *error term* periode lalu, yakni pada lag 1 dan 2.

Langkah selanjutnya adalah mengevaluasi hasil estimasi pada Tabel 6 apakah masih mengandung unsur heteroskedastisitas atau tidak. Pengujian yang dilakukan tetap dengan menggunakan prosedur uji LM.

Berdasarkan uji ARCH LM yang ditampilkan pada Tabel 7 menunjukkan bahwa hasil estimasi model GARCH pada Tabel 6 sudah terbebas heteroskedastisitas, dibuktikan dengan nilai $Obs * R\text{-squared}$ sebesar $5,30 < \text{nilai nilai } \chi^2 \text{ tabel}$ ($df = 8, 12-4$ pada $\alpha=5\%$) sebesar 15,5. Nilai probabilitasnya juga tidak signifikan secara statistik. Dengan demikian kita bisa menolak H_0 dimana model estimasi tidak mengandung unsur hetero-

skedastisitas.

Berdasarkan koefisien determinasi (R^2) dalam model GARCH mengalami penurunan (dari 0,54 menjadi 0,32) demikian juga dengan koefisien \bar{R}^2 . Hal ini terjadi karena tujuan estimasi dengan metode OLS adalah untuk memaksimalkan R^2 , namun dengan adanya koreksi terhadap heteroskedastisitas dan oleh karena itu mendapatkan parameter estimasi yang berbeda dapat menyebabkan R^2 mengalami penurunan. Kondisi inilah yang menunjukkan kelemahan R^2 sebagai metode dalam mengevaluasi hasil regresi. Begitu pula ketika ada kenaikan kesalahan standar karena adanya heteroskedastisitas menyebabkan kesalahan standar dari OLS menjadi bias (Widarjono, 2002). Evaluasi model berdasarkan informasi AIC dan SIC juga menunjukkan hasil estimasi yang cukup baik yang ditunjukkan dengan rendahnya nilai AIC dan SIC.

Tabel 5
Hasil Estimasi Model Inflasi Bahan Makanan GARCH
(Dependent Variable: D(INF))

Variable	Coefficient	z-statistic	Prob.
C	0.185969	2.109103	0.0349
AR(1)	0.097830	0.520382	0.6028
AR(2)	-0.245078*	-2.333156	0.0196
MA(1)	-0.516958*	-3.822319	0.0001
MA(12)	0.437432*	3.840944	0.0001
VARIANCE EQUATION			
C	0.153142*	4.778265	0.0000
GARCH(1)	1.447184*	15.09286	0.0000
GARCH(2)	-0.605536*	-9.569860	0.0000
R-squared			0.324557
Adjusted R-squared			0.223959
S.E of Regression			1.393003
AIC			3.171028
SIC			3.463003
F Statistik			3.226281

Sumber : Hasil pengolahan data.
Keterangan : (*) signifikan pada $\alpha = 1\%$.

Tabel 6
Uji ARCH LM sampai lag 12

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	0.351712	Prob. F(12,30)	0.9706
Obs*R-squared	5.303344	Prob. Chi-Square(12)	0.9471

Sumber : Hasil Pengolahan data

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian di temukan bahwa pada dasarnya data inflasi bahan makanan di Indonesia menunjukkan perilaku yang cukup baik, meskipun mempunyai volatilitas yang cukup tinggi. Hal tersebut ditunjukkan bahwa dalam uji stasioneritas data inflasi dengan menggunakan metode *correlogram* dan metode ADF menghasilkan data yang sudah stasioner pada derajat level, sehingga untuk melakukan analisis volatilitas inflasi bisa digunakan pendekatan ARMA, AR(p), d(0) dan MA (q). hasil estimasi model ARMA, menunjukkan bahwa model ARMA terbaik adalah AR(1) AR(10), MA(1) dan MA (12). Namun setelah dilakukan diagnosa keberadaan heteroskedastisitas, memang model ARMA yang dipilih mengandung unsur heteroskedastisitas. Sehingga digunakan metode GARCH setelah melalui beberapa kali iterasi dan menemukan model estimasi terbaik. Hasil estimasi dengan metode GARCH pada dasarnya menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda dengan metode ARMA, namun permasalahan utama yang menjadi fokus dalam penelitian ini sudah terjawab. Dengan menggunakan metode GARCH memang bisa mengatasi masalah heteroskedastisitas pada data *time series* yang mempunyai kecenderungan volatilitas yang tinggi yang disebabkan karena residual atau *error term* mengandung unsur heteroskedastisitas.

DAFTAR PUSTAKA

Boediono, 1998, *Sinopsis Ekonomi Moneter*,

Edisi Ketiga, BPFE Yogyakarta

- Broto, Carmen. 2008. *Inflation Targeting in Latin America: Empirical Analysis Using Garch Models*. Banco Deespana: Documentos de Trabajo.
- Engle, R. F. (1982). *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the variance of United Kingdom Inflation*. *Econometrica*.
- Gujarati, Damodar N, 2003. *Basic Econometrics* Fourth Edition, McGraw-Hill USA.”
- Harahap, Poltak. 2009. “Modul Lab III: ARCH / GARCH”. Modul Asistensi Ekonometrika MSi : *Tidak di Publikasikan*.
- Mishkin, Frederick S. 2004. *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets* Seventh Edition, The Addyson-Wesley Series in Economics.
- Silalahi, TM Daniel. 2009. “Pengaruh *News* Terhadap Volatilitas Nilai Tukar (1990:1-2008:12)”. *Skripsi Fakultas Ekonomika dan Bisnis*: Tidak Di Publikasikan
- Sumaryanto. 2009. “ Analisis Volatilitas Harga Eceran Beberapa Komoditas Pangan Utama Dengan Model ARCH/GARCH”.
- Widarjono, Agus. 2002. “ Aplikasi Model ARCH Kasus Inflasi di Indonesia”. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*. Hal 71-82.
- . 2007. *Ekonometrika: Teori dan Aplikasi*: Penerbit Ekonisia.
- Winarno, Wahyu Wing. 2009. *Analisis Ekonometrika dan Statistika dengan Eviews*. Edisi Kedua: Penerbit UPP STIM YKPN
- www.bps.go.id. Data Inflasi Komoditas Bahan Makanan Periode 2005.1-2010.6.
- www.bi.go.id. Definisi Inflasi.