PERAMALAN VOLATILITAS INDEKS HARGA SAHAM MENGGUNAKAN MODEL ASIMETRIK GARCH *(GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY)* DENGAN DISTRIBUSI *SKEWED STUDENT-t*

Susi Tri Wahyuni, Nur Iriawan, dan Dwiatmono AW
Jurusan Statistika ITS
Kampus ITS Sukolilo Surabaya 60111

Abstract. The condition of Indonesian economic in the last fiew years fluctuatics following konjungtur cycle. Besides in economic problem, non economic problem such as social and politic are also influence that fluctuation. It means, the instability had influenced of stock exchange practition in analyzing and predicting return. Financial data, such as stock exchange price indices often has heteroscedasticity. One of modeling technique to analyze the condition is using GARCH models. Unfortunately, GARCH models often do not fully capture the thick tails property of high frequency financial time series. To cope this weakness, we'll an Asymmetric GARCH model will be used. Using Box-Jenkins methods, the Composite Price Indices have mean model ARIMA (10 17 69,1,0). With the same data we can having GARCH (2,1) model. The Asymmetric GARCH (AGARCH) model in this research was not properly proper to model the Composite Price Indices Volatility.

Keywords: ARCH, GARCH, Asymmetric GARCH.

1. PENDAHULUAN

Ada dua faktor utama yang mempengaruhi kinerja suatu pasar modal, yaitu variabel internal dan eksternal. Variabel internal adalah variabel-variabel mikro ekonomi yang dihasilkan oleh kinerja suatu perusahaan yang mencatatkan pada suatu bursa efek, misal volume transaksi, kapitalisasi pasar dan jumlah perusahaan yang listing. Sedangkan variabel eksternal adalah variabel yang datang dari luar sistem, misal faktor politik, ekonomi dan keamanan. Dalam penelitian *mathematical finance*, Black pada tahun 1976 menemukan adanya *leverage effect*, yaitu *return series* memiliki rata-rata positif dan dalam plot data menunjukkan adanya *skewness* atau *asymmetry distribution* [2].

Analisis *financial* dan *mathematical finance* tersebut mengasumsikan stasioneritas dalam residual model, bahwa return mengikuti pola *Gaussian White Noise* atau *Stationary Stochastic Process* [6], yaitu rata-rata (*mean*) residual return sama dengan nol, tidak berkorelasi dengan residual yang lain, tidak memiliki ekor panjang dan varians *error* yang sama (*homoscedastic*).

Sifat lain dari data *financial time series*, seringkali menunjukkan *leptokurtic*, berarti bahwa distribusi dari penerimaannya adalah *fat-tailed*, dimana kurtosisnya melebihi kurtosis dari distribusi standar Gaussian, atau telah terjadi *excess* kurtosis. Pemodelan varians bersyarat pada waktu yang berubah-ubah (*time-varying conditional variance*) dengan proses ARCH yang menggunakan gangguan pada masa lalu untuk model varians dari *time series* telah dikaji [4]. Petunjuk awal secara empirik menunjukkan bahwa ARCH pada order yang tinggi dapat diseleksi untuk menangkap varians bersyarat yang dinamik. Model GARCH dari Bollerslev [3] adalah jawaban untuk masalah ini.

Sayangnya, model GARCH sering tidak selalu menangkap secara penuh adanya *thick-tailed property* dari *financial time series* dengan frekuensi yang tinggi. Hal ini secara alamiah digunakan untuk distribusi non normal dengan *excess* kurtosis. Untuk menangkap *skweness* secara lebih baik, pengaplikasian suatu kepadatan asimetrik yang stabil digunakan untuk menangkap skweness secara lebih baik [9]. Suatu distribusi yang dapat digunakan untuk model dengan *skweness* dan kurtosis adalah *Skewed Student-t* dari [5], diperluas kedalam kerangka kerja GARCH oleh [7]. Untuk memecahkan masalah ini, beberapa perluasan non linear dari model GARCH telah diusulkan. Perluasan tersebut adalah model *Asymmetric* GARCH (AGARCH) [10].

Dalam tulisan ini akan dilakukan pemodelan GARCH dan asimetrik GARCH dari data IHSG serta melakukan peramalan nilai IHSG dengan menggunakan model GARCH dan asimetrik GARCH.

2. PEMBAHASAN

2.1. Model Stasioner: Autoregressive (AR(*P*)), Moving Average (MA*(Q)*) dan Autoregressive Moving Average (ARMA*(P,Q)*)

Proses *autoregressive* digunakan untuk mendeskripsikan suatu keadaan dimana nilai sekarang dari suatu deret waktu bergantung pada nilai-nilai sebelumnya $(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \ldots)$ ditambah dengan *random shock* a_t [12]. Bentuk umum dari proses *autoregressive* adalah sebagai berikut

$$\left(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-\ldots-\phi_p B^p\right)Z_t = a_t$$

atau

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \ldots + \phi_p Z_{t-p} + a_t,$$

dengan

$\phi_p(B) = \left(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2 \ldots -\phi_p B^p\right)\rho_k$, dan ber-laku $Z_t = Y_t - \mu$ dimana Y_t adalah data *time series* yang diamati. Dalam model ini, a_t mengikuti proses *white noise*, dimana $E(a_t) = 0$ dan $\operatorname{var}(a_t) = \sigma_a^2$.

Model Moving Average menjelaskan suatu fenomena dimana suatu suatu observasi pada waktu *t* dinyatakan sebagai kombinasi linear dari sejumlah *random shock* a_t [12]. Bentuk umum dari model MA(*q*) adalah

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q}$$

atau

$$Z_t = \theta(B)a_t,$$

dengan $\theta(B) = \left(1-\theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q\right)$.

Dalam model ini, a_t mengikuti proses *white noise*, dengan *mean* nol dan $\operatorname{var}(a_t) = \sigma_a^2$ konstan.

Model ARMA*(p,q)* adalah suatu model campuran antara model *autoregressive* orde *p* dengan model *moving average* orde *q* [12]. Bentuk umum dari model ini adalah

$$\phi_p(B)Z_t = \theta_q(B)a_t,$$

dengan

$$\phi_p(B) = 1-\phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p,$$

$$\theta_q(B) = 1-\theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q.$$

ACF menggambarkan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dari proses yang sama, yang dipisahkan hanya oleh k lag. Persamaan ACF dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$\rho_k = \frac{\operatorname{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\operatorname{var}(Z_t)}\sqrt{\operatorname{var}(Z_{t+k})}}.$$

Sedangkan PACF berguna untuk mengetahui korelasi atau hubungan antara Z_t dan Z_{t+k} setelah dependensi linier antara Z_t dan Z_{t+k} dengan variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \ldots, Z_{t+k+1}$ dihilangkan. Persamaan PACF adalah sebagai berikut [12]

$$\phi_{kk} = Corr\left(Z_t, Z_{t+k} \middle| Z_{t+1}, \ldots, Z_{t+k+1}\right).$$

2.2. Model Nonstasioner: Autoregressive Integrated Moving Average Arima *(P,D,Q)*

Bentuk umum dari model Model ARIMA *(p,d,q*) ini adalah

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t,$$

dengan $\phi_p(B) = \left(1-\phi_1 B - \ldots - \phi_p B^p\right)$ merupakan operator AR yang stasioner dan $\theta_q(B) = \left(1-\theta_1 B - \ldots - \theta_q B^q\right)$ merupakan ope-rator MA [12].

Tabel 1. Karakteristik ACF dan PACF dalam menduga suatu model ARMA untuk suatu proses yang stasioner

Proses	ACF	PACF
AR(p)	▪ Turun eksponensial atau membentuk gelombang sinus	▪ *Cut off* setelah lag p
MA(q)	▪ *Cut off* setelah lag q	▪ Turun eksponensial atau membentuk gelombang sinus
ARMA (p,q)	▪ Turun secara eksponensial	▪ Turun secara eksponensial

2.3. Model Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)

Model ARCH merupakan suatu kasus residual model ARIMA Box-Jenkins yang sudah memenuhi asumsi dasar *white noise*, tetapi dalam plot residual kuadrat menunjukkan adanya perubahan varians.

Abraham (2004) menyebutkan bahwa proses ARCH mempunyai dua bentuk. Bentuk yang pertama terjadi jika data time series mempunyai mean model yang dinyatakan dengan

$$y_t = x_i'\beta + u_t .$$

Bentuk kedua terjadi jika data time series tidak terdapat mean model yang dinyatakan dengan

$$y_t = u_t ,$$

dengan $u_t = a_t h_t^{1/2}$,

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \ldots + \alpha_q u_{t-q}^2 ,$$

$$\alpha_0 > 0 ,\ \alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_q \geq 0 .$$

2.4. Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (Garch) Dan Model Asymmetric Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (Agarch)

Pada tahun 1986 [3] mengembangkan model yang dikenalkan [4] dengan tehnik varians bersyarat yang menganggap nilai ramalan residual mengikuti proses ARMA (p,q). Model ini kemudian disebut dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH(p,q)). Model GARCH ini dinyatakan dalam persamaan

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_1 \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j h_{t-j} .$$

Secara umum model AGARCH (p,q) dinyatakan dengan persamaan (Brooks dan McKenzie, 1999) :

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \left(|\varepsilon_{t-1}| + \gamma_i \varepsilon_{t-1} \right)^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i} ,$$

dengan γ_i menyatakan bentuk asimetriknya yang dapat bernilai positif atau negatif dan besarnya koefisien parameter harus memenuhi syarat

$\alpha_i \geq 0 , i = 1,2,3,...,q, \beta_j \geq 0, \ j = 1,2,3,..., p,$

$$\text{dan } \alpha(1) + \beta(1) = \sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \langle 1.$$

2.5. Distribusi Skewed Student-t

Skewness dan kurtosis penting dalam aplikasi *financial* dalam beberapa hal Karena itu, suatu distribusi yang dapat memeragakan dua *moment* tersebut tampak cocok. Distribusi *Skewed Student* yang diusulkan oleh [5] untuk kerangka kerja GARCH telah dibahas [7]. Untuk bentuk standar log likelihood dari *Skewed Student* adalah

$$L_T = \ln\left[\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)\right] - \ln\left[\Gamma\left(\frac{v}{2}\right)\right] - 0.5\ln[\pi(v-2)] + \ln\left(\frac{2}{\xi + \frac{1}{\xi}}\right) + \ln(s) + - 0.5\sum_{t=1}^{T}\left[\ln\sigma_t^2 + (1+v)\ln\left(1 + \frac{s+m}{n-2}\xi^{-I_t}\right)\right],$$

dengan ξ adalah parameter asimetrik , v adalah d.f dari distribusi, $\Gamma(.)$ adalah fungsi gamma. Untuk distribusi *Skewed Student-t,*

$$E(|z_t|) = \frac{2\xi^2\ \Gamma\left(\frac{1+v}{2}\right)\sqrt[2]{v-2}}{\xi + \frac{1}{\xi}\ \sqrt{\pi}\ (v-1)\,\Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} .$$

Catatan:
Untuk simetrik *Student-t*, $\xi = 1$.

2.6. Indeks Harga Saham Gabungan

Volatilitas merupakan sebuah *terminology* kepekaan (sensitifitas) sebuah deret waktu keuangan. Dengan kata lain, volatilitas merupakan ukuran ketidakpasti-an dari deret waktu keuangan atau resiko yang mungkin dihadapi investor dalam perdagangan bursa. Volatilitas menjadi masalah yang sangat penting ketika sebuah sistem lebih bersifat acak daripada model ideal deterministik. Salah satu besaran yang mengukur volatilitas adalah vari-ansi. Variansi mengukur harapan seberapa besar nilai suatu data acak berbeda terhadap rata-ratanya.

Volatilitas memegang peranan yang sangat penting dalam peramalan data waktu berurut. Sejumlah kejadian bisa di-hubungkan secara langsung dengan besar-an volatilitas, misalnya banyak informasi yang masuk dalam pasar dan membawa pengaruh yang signifikan terhadap perilaku agen dalam bertransaksi. Meski volatilitas tidak memberi penjelasan secara langsung terhadap aktivitas pelaku pasar terhadap pilihan jual-beli, tetapi volatilitas mampu menampilkan terjadinya perubahan dalam aktifitas jual-beli yang ditandai dengan perubahan harga saham [11].

Indeks Harga Saham Gabungan merupakan data deret keuangan yang ada di Indonesia, yang memiliki volatilitas tinggi, dimana nilai Indeks Harga Saham Gabungan ini sangat sensitif terhadap perubahan situasi yang terjadi dari waktu ke waktu. Karena sifat inilah, analisis yang hati-hati sangat dibutuhkan. Untuk mem-peroleh keakuratan yang tinggi dalam pemodelan volatilitas, dalam penelitian ini akan digunakan data Indeks Harga Saham Gabungan dalam rentang waktu yang pan-jang. Data yang dipergunakan yaitu data Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang dipublikasikan oleh Bursa Efek Jakarta mulai 2 Januari 2001 sampai de-ngan 29 April 2005.

Tabel 2 menunjukkan bahwa Indeks Harga Saham Gabungan mem-punyai rata-rata 579,05 dengan nilai variansi 45390,7. Nilai variansi yang tinggi ini, mengindikasikan data Indeks Harga Saham Gabungan mempunyai fluktuasi yang tinggi. Besarnya nilai *skewness* yang lebih besar dari 0 dan kurtosis yang kurang dari 3 menunjukkan data Indeks Harga Sa-ham Gabungan tidak berdistribusi normal

Gambar 2. menunjukkan bahwa data hasil *differencing* pertama telah memenuhi syarat stasioner. Setelah syarat kestasioneran terpenuhi, langkah selanjut-nya adalah melakukan identifikasi terhadap plot ACF dan PACF-nya. Dari plot ACF dan PACF sebagaimana Gambar 3. dan Gambar 4., dapat diduga bahwa Indeks Harga Saham Gabungan dalam penelitian ini mempunyai model ARIMA (10 17 69, 1, 0). Hal ini diketahui dari ACF yang *dies down* dan PACF-nya memotong pada lag ke-10, 17, 69.

Tabel 2. Analisis Deskriptif Data Indeks Harga Saham Gabungan

Rata-rata	Deviasi Standart	Variansi	Skewness	Kurtosis
579,05	213,05	45390,7	1,04134	0,0008563

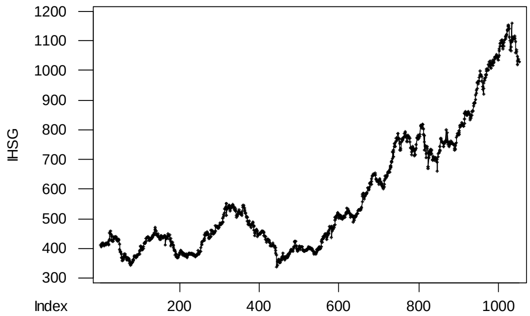
Tabel 3. Model ARIMA(10 17 69,1,0)

Parameter	Estimate	Std. Error	T-Ratio	Lag
AR1,1	0.06677	0.03116	2.14	10
AR1,2	0.08548	0.03123	2.74	17
AR1,3	0.08137	0.03407	2.39	69

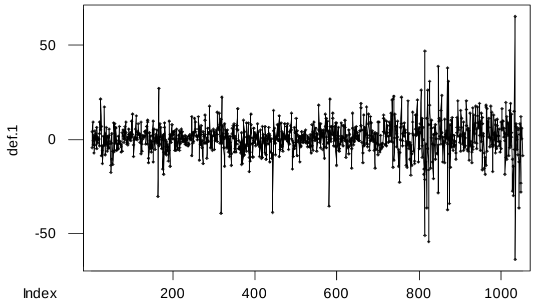
Sehingga diperoleh model

$y_t - y_{t-1} = 0{,}06677\,(y_{t-10} - y_{t-11}) + 0{,}085481\,(y_{t-17} - y_{t-18}) + 0{,}081374\,(y_{t-69} - y_{t-70})$.

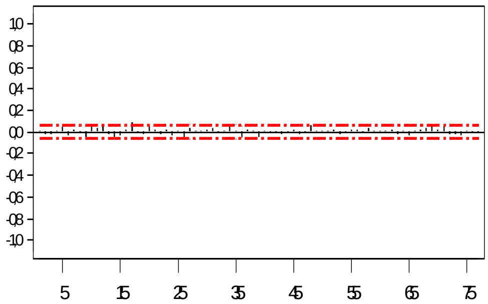
$y_t = y_{t-1} + 0{,}06677\,y_{t-10} - 0{,}06677\,y_{t-11} + 0{,}085481\,y_{t-17} - 0{,}085481\,y_{t-18} + 0{,}081374\,y_{t-69} - 0{,}081374\,y_{t-70}$.



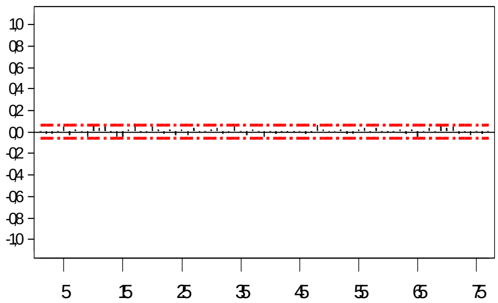
Gambar 1. Plot Time Series Data IHSG



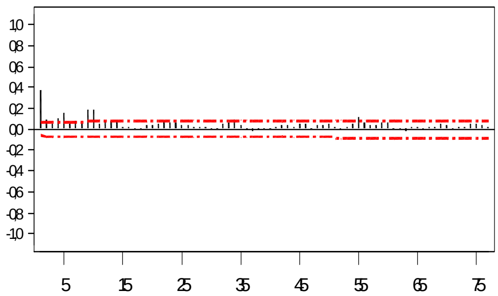
Gambar 2. Plot Differencing Data IHSG



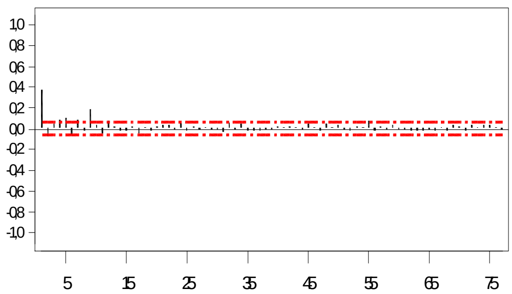
Gambar 3. Plot ACF IHSG diff. 1.



Gambar 4. Plot PACF IHSG diff. 1.



Gambar 5. Plot ACF Residual Kuadrat.



Gambar 6. Plot PACF Residual Kuadrat.

Tabel 4. Identifikasi Model GARCH (2,1)

Parameter	Koefisien	Std. Error	t-value	t-prob
IHSG_1	0.0796561	0.03224	2.47	0.014
Constant	0.484051	0.1911	2.53	0.011
alpha_0	3.30389	1.656	2.00	0.046
alpha_1	0.184906	0.04828	3.83	0.000
beta_1	0.432752	0.1937	2.23	0.026
beta_2	0.365948	0.1770	2.07	0.039
student-t df	4.05512	0.5511	7.36	0.000

Tabel 5. Identifikasi Model AGARCH (2,1)

Parameter	Koefisien	Std. Error	t-value	t-prob
IHSG_1	0.0807415	0.03242	2.49	0.013
Constant	0.470001	0.1950	2.41	0.016
alpha_0	3.61456	1.976	1.83	0.068
alpha_1	0.191095	0.05230	3.65	0.000
beta_1	0.427302	0.1939	2.20	0.028
beta_2	0.361960	0.1764	2.05	0.040
student-t df	4.03749	0.5490	7.35	0.000
asymmetry	0.372123	1.471	0.253	0.800

Tabel 6. Data IHSG Aktual dan Data Peramalan

Data ke-	Data IHSG Aktual	Data Peramalan	Data ke-	Data IHSG Aktual	Data Peramalan
1054	1026.522	1029.682	1059	1071.157	1025.874
1055	1033.503	1027.384	1060	1057.077	1026.825
1056	1049.579	1028.335	1061	1063.827	1026.442
1057	1068.275	1029.086	1062	1059.273	1023.869
1058	1080.207	1027.552	1063	1048.787	1023.415

Proses pemodelan ARCH-GARCH sama dengan proses pemodelan dengan metodologi Box-Jenkins. Akan tetapi dalam model ARCH-GARCH yang dimodelkan adalah kuadrat residualnya. Sebagaimana metodologi Box-Jenkins, identifikasi awal adalah dengan melihat plot ACF dan PACF. Berdasarkan Gam-bar 5. dalam plot ACF terdapat garis yang memotong atau *cut off* pada lag 1, 2, 4, 5, 7, 9, 10, 12, 13, 14, 22, 24, 34 dan 55. Sedangkan berdasarkan Gambar 6. dalam plot PACF terdapat garis yang memotong atau *cut off* pada lag 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 12, 17, 24, 32, 45 dan 55. Dengan mengkombinasikan garis-garis *cut off* pada plot ACF-PACF tersebut maka terdapat beberapa model GARCH (p,q) yang mungkin dapat dibuat. Dari Tabel 4 maka model GARCH (2,1) dapat dinyatakan dengan persamaan

$$h_t = 3{,}30389 + 0{,}184906 u_{t-1} + 0{,}432752 h_{t-1} + 0{,}365948 h_{t-2}.$$

Dari Tabel 5 maka model AGARCH (2,1) memodelkan Indeks Harga Saham Gabungan dengan persamaan berikut

$$h_t = 3{,}61456 + 0{,}191095 \left(|\varepsilon_{t-1}| - 0{,}372123\varepsilon_{t-1}\right)^2 + 0{,}427302\mathrm{h}_{t-1} + 0{,}361960 h_{t-2}.$$

2.7. Peramalan

Tujuan dilakukan peramalan adalah memprediksi nilai yang akan datang dengan berdasarkan pada informasi masa lalu. Karena dalam penelitian ini model yang tepat digunakan adalah model GARCH (2,1) maka peramalan juga akan dilakukan dengan model tersebut. Hasil peramalan ini selain digunakan untuk tujuan prediksi nilai yang akan datang, juga digunakan untuk menilai kebaikan model, yaitu dengan membandingkan data peramalan dengan data aktual, seperti terlihat pada Tabel 6.

Besarnya perbedaan antara kedua nilai data akan menunjukkan persentase rata-rata terjadinya kesalahan dalam memprediksi. Ada beberapa ukuran yang dapat digunakan untuk tujuan ini, tetapi dalam bahasan ini hanya akan digunakan satu ukuran saja yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Dari hasil perhitungan, diperoleh nilai MAPE sebesar 1,340163%, yang berarti bahwa terdapat 1,340163% dari data yang kita ramalkan tidak sesuai dengan data aktual.

3. PENUTUP

Indeks Harga Saham Gabungan dalam penelitian ini mempunyai *mean* model dan varians model. Dengan metodologi Box-Jenkins, diperoleh mean model ARIMA(10 17 69, 1,0). Model tersebut dapat dinyatakan sebagai :

$$y_t = y_{t-1} + 0{,}06677\ y_{t-10} - 0{,}06677\ y_{t-11} + 0{,}085481\ y_{t-17} + 0{,}081374\ y_{t-69} + - 0{,}081374\ y_{t-70}.$$

Proses pemodelan ARCH-GARCH sama dengan proses pemodelan Box-Jenkins. Dalam penelitian ini model GARCH dengan distribusi skewed student-t yang dianggap cukup baik dalam memodelkan volatilitas Indeks Harga Saham Gabungan, adalah GARCH (2,1), dengan persamaan model

$$h_t = 3{,}61456 + 0{,}191095 \left(\left|\varepsilon_{t-1}\right| - 0{,}372123\varepsilon_{t-1}\right)^2 + 0{,}427302\mathrm{h}_{t-1} + 0{,}361960h_{t-2}.$$

Sedangkan untuk model Asimetrik GARCH (AGARCH), dalam penelitian ini tidak diperoleh suatu model AGARCH yang dianggap cukup baik dalam memodelkan volatilitas Indeks Harga Saham Gabungan.

Karena dalam penelitian ini tidak diperoleh suatu model AGARCH yang dianggap cukup baik dalam memodelkan volatilitas Indeks Harga Saham Gabungan, maka untuk peramalan hanya dilakukan dengan menggunakan model GARCH (2,1). Dari estimasi peramalan yang diperoleh, didapatkan nilai MAPE sebesar 1,340163%, yang berarti bahwa terdapat 1,340163% dari data yang kita ramalkan tidak sesuai dengan data aktual.

4. DAFTAR PUSTAKA

[1] Abraham, B. (2004), *ARCH and GARCH Models*, www.google.com, tanggal download 3 Maret 2004.

[2] Blair, B.J. (1995), *Stochastic Models in Finance*, Thesis, (Unpublished), Victoria University Of Wellington.

[3] Bollerslev, T. (1986), *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, Journal of Econometrics, **31**: 307-327.

[4] Engle, R. (1982), *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of The Variance of United Kingdom Inflation*, Econometrica, **50**: 987-1007.

[5] Fernández, C. dan M. Steel (1998), *Modeling The Changing of Fat Tails and Skweness*, Journal of The American Statistical Association, **93**: 359-371.

[6] Greene, W.H. (2000), *Econometric Analysis*, Fourth Edition, Prentice-Hall International Inc.

[7] Lambert, P. dan S. Laurent (2000), *Modeling Skewness Dynamics in Series of Financial Data*, Discussion Paper Institut de Statistique, Louvain-la-Neuve.

[8] Lambert, P. dan S. Laurent (2001), *Modeling Financial Time Series Using GARCH Type Models and a Skewned Student Density*, Mimeo, Universite de Liege.

[9] Liu, S. M., dan B. Brorsen (1995), *Maksimum Likelihood Estimatin of a GARCH – STABLE Models*, Journal of Applied Econometrics, **15**: 117-136.

[10] Peters, J.P. (2001), *Estimating and Forecasting Volatility of Stock Indices Using Asymmetric GARCH Models*, Ecole d'Administration des Affaires, University of Liege, Belgium, www.google.com, tanggal download 17 Pebruari 2004.

[11] Surya, Y dan Hariadi, S. (2003), *Sifat Statistika Data Ekonomi Keuangan: Studi Empirik Beberapa Indeks Saham Indonesia*, Working Paper WPT2003, Bandung Fe Institute, www.google.com, tanggal download 25 Desember 2003.

[12] Wei, S.W.W. (1990), *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*, Addiso Wesley Publishing Company, California.