PEMODELAN DAN PERAMALAN PENUTUPAN HARGA SAHAM PT. TELKOM DENGAN METODE ARCH - GARCH

BUNGA LETY MARVILLIA
Matematika, Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam, UNESA
Jl. Ketintang
villy_cute_07@yahoo.com [1], raywhite_vbm@gmail.com [2]

ABSTRAK

Adanya heterokedastisitas pada suatu data deret waktu, membuat pemodelan dan peramalan dengan menggunakan ARIMA Box Jenkins tidak lagi valid. Diperlukan metode lain dalam memodelkan heterokedastisitas, sehingga dilakukan pemodelan menggunakan ARCH-GARCH dalam memodelkan volatilitas dari data tersebut. Seperti pada data mingguan penutupan harga saham PT. TELKOM yang diambil pada periode September 2008 hingga Desember 2012, Residual yang diperoleh dari model ARIMA diuji *heteroskedasticity* dengan uji *Lagrange Multiplier* (LM). Hasilnya data tersebut mengandung heterokedastisitas yang kemudian dimodelkan dengan GARCH (1,1) untuk memodelkan varians error dan dilakukan peramalan dalam jangka waktu 104 periode ke depan.

Kata Kunci: : Time series, volatilitas, heterokedastisitas, Uji *Lagrange Multiplier*, model ARCH - GARCH

PENDAHULUAN

PT. Telkom Indonesia adalah perusahaan informasi dan komunikasi serta penyedia jasa dan jaringan telekomunikasi secara lengkap di Indonesia. Telkom menjadi pemegang saham mayoritas di 9 anak perusahaan, termasuk PT. Telekomunikasi Seluler (Telkomsel). Saham PT. TELKOM merupakan salah satu saham yang banyak diminati oleh masyarakat ini terbukti dari volume perdagangan yang meningkat sebanyak 1.557.800 saham dalam waktu hanya bekisar antara enam sampai delapan bulan saja. Maraknya perkembangan harga saham dipasar modal kita beberapa saat ini memang telah mendorong banyaknya calon investor yang ingin lebih mengetahui saham-saham yang prospektif untuk dibeli baik untuk saat ini maupun beberapa periode kedepan. Untuk keperluan tersebut maka dibutuhkan suatu pemahaman yang mendalam mengenai harga saham itu sendiri untuk saat ini atau pun dalam jangka waktu beberapa tahun kedepan. Oleh sebab itu penulis menggunakan data saham PT. TELKOM ini untuk memodelkan varians error dan melakukan peramalan agar dapat dijadikan salah satu bahan pertimbangan atau acuan bagi para broker saham dan investor untuk memilih saham. Hasil peramalan yang dilakukan dapat memberikan informasi tentang waktu kapan investor atau pun broker saham bisa membeli dan menjual pada jangka waktu yang berbeda guna memperoleh keuntungan bagi pemilik saham sesuai dengan pergerakan harga saham yang cenderung bergerak naik turun secara dinamik.

Dalam penelitian *mathematical finance* terutama tentang pergerakan harga saham, model ARMA tidak dapat lagi diaplikasikan pada data tersebut, karena *financial time series* biasanya terbentuk dari proses non linier dinamik, dimana variabilitas dari deret waktu tersebut mempunyai ketergantungan volatilitas (keragaman) yang sangat tinggi, volatilitas merupakan sebuah pola ragam varians dari deret waktu, khususnya deret waktu keuangan,dimana dalam perdagangan bursa saham di pasar modal, volatilitas merupakan resiko yang mungkin dihadapi oleh investor (Wahyuni, 2005). Adanya unsur heterokedastisitas yang biasa diartikan adanya gangguan error yang tidak mempunyai varians yang sama tau tidak konstan pada suatu data deret waktu, membuat pemodelan dan peramalan dengan menggunakan ARIMA Box Jenkins tidak lagi valid, sehingga diperlukan metode lain dalam memodelkan unsur heterokedastisitas, sehingga dilakukan pemodelan menggunakan ARCH-GARCH dalam memodelkan volatilitas dari data tersebut. Teknik pemodelan secara simultan antara mean dan varian error ini pertama kali diperkenalkan oleh Eangle pada tahun 1982 dalam memodelkan inflasi di Inggris dengan model Autoregressive Conditional Heterokedasticity (ARCH). Pada tahun 1996, Bollersler mempublikasikan bentuk umum ARCH, yaitu Generalized Autoregressive Conditional Heterokedasticity (GARCH). Pada perkembangan selanjutnya, model ARCH – GARCH menjadi alat analisis yang penting dalam data deret waktu, khususnya aplikasi pada data keuangan. Model – model tersebut sangat bermanfaat untuk tujuan analisis dan peramalan volatility (Engle, 1982).

KAJIAN TEORI

1. Konsep Dasar Time Series

Deret waktu merupakan serangkaian data pengamatan yang berasal dari satu sumber tetap yang terjadinya berdasarkan indeks waktu t secara berurutan dan dengan interval waktu yang tetap. Beberapa kondisi penting yang harus dimiliki oleh data time series adalah :

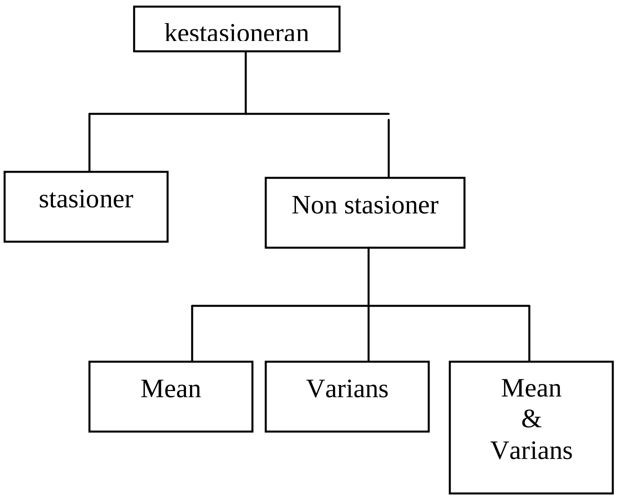
- Deretan pengukuran berasal dari sumber yang sama. Yang membedakan hasil pengukuran tersebut adalah waktu melakukan pengukuran.
- Antara observasi pada suatu titik waktu dengan observasi pada titik waktu lainnya saling dependen secara statistic atau berkolerasi.
- Kumpulan observasi memiliki susunan atau pola tertentu.

Setiap pengamatan dapat dinyatakan sebagai variabel random Z, dengan fungsi kepadatan f (Z_t) yang dapat dipasangkan dengan indeks waktu t_i yaitu :

$Z_1, Z_2, Z_3, \ldots Z_n$ $t_1, t_2, t_3, .. t_n$

Adalah urutan waktu pengamatan, karena itu data time series yang diamati waktu t_1, t_2, t_3, …. t_n dapat dituliskan dalam notasi $Z_{t_1}, Z_{t_2}, Z_{t_3}, \ldots, Z_{t_n}$

2. Stasioner



Untuk kestasioneran data dapat dibagi menjadi dua yakni data sudah stasioner dan data tidak stasioner. Untuk data yang tidak stasioner dibagi menjadi tiga jenis yaitu data yang tidak stasioner dalam rata – rata (mean), data tidak stasioner dalam varians dan data yang tidak stasioner dalam rata – rata (mean) dan varians. Tahap untuk menstasionerkan data juga ada beberapa macam, seperti untuk data yang tidak stasioner dalam rata – rata (mean) harus melakukan pembedaan atau differencing, sedangkan untuk data yang tidak stasioner dalam varians maka data harus ditransformasi. Bentuk transformasi pun ada beberapa macam aada transformasi pangkat, transformasi kuasa dan transformasi pangkat. Transformasi ini digunakan berdasarkan pola yang dibentuk dari data tersebut. Namun untuk data yang tidak stasioner dalam rata – rata dan varians harus melakukan differencing terlebih dahulu kemudian ditransformasi hingga data stasioner.

3. Uji Akar Unit (ADF TEST)

Untuk mengukur kestasioneran data yang sudah dijelaskan diatas dapat dilakukan dengan menggunakan suatu uji. Uji yang biasa digunakan adalah ***uji augmented Dickey–Fuller*** atau uji lain yang serupa yaitu Uji Phillips–Perron. Perlu diketahui bahwa data yang dikatakan stasioner adalah data yang bersifat flat, tidak mengandung komponen trend, dengan keragaman yang konstan, serta tidak terdapat fluktuasi periodik.Untuk diketahui adanya *akar unit*, maka dilakukan pengujian *Dickey-Fuller* (DF-*test*) sebagai berikut:

Jika variabel Yt sebagai variabel dependen, maka akan diubah menjadi

$$Y_t = \rho\, Y_{t-1} + U_t \qquad (1)$$

Jika koefisien Y_{t-1} (ρ) adalah = 1 dalam arti hipotesis diterima, maka variabel mengandung unit root dan bersifat non-stasioner. Untuk mengubah trend yang bersifat non-stasioner menjadi stasioner dilakukan uji orde pertama (*first difference*)

$$\Delta Y_t = (\rho\text{-}1)\,(Y_t - Y_{t-1}) \qquad (2)$$

Koefisien ρ akan bernilai 0, dan hipotesis akan ditolak sehingga model menjadi stasioner.

Hipotesis yang digunakan pada pengujian *augmented Dickey Fuller* adalah:

H0 : ρ = 0 (Terdapat *unit roots*, variabel Y tidak stasioner)

H1 : ρ ≠ 0 (Tidak terdapat *unit roots*, variabel Y stasioner)

Kesimpulan hasil *root test* diperoleh dengan membandingkan nilai t-hitung dengan nilai α

PERSAMAAN MATEMATIKA

1. Model AR

Model AR ini menunjukkan bahwa nilai prediksi variabel Z_t merupakan fungsi linier dari nilai Z_t sebelumnya. Sebagai contoh, pada model AR(1) nilai variable terikat Z_t hanya dipengaruhi oleh nilai variabel tersebut pada satu periode sebelumnya. Model tersebut disebut dengan model *Autoregressive* orde pertama. Bentuk model AR(1) dapat dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut (Wei, 1990):

$$Z_t = \acute{\emptyset}_1 Z_{t-1} + \acute{\emptyset}_2 Z_{t-2} + \ldots + \acute{\emptyset}_p Z_{t-p} + \alpha_t \quad (3)$$

Dimana,

$Z_t = Y_t - \mu,$ Yt adalah data *time series* yang teramati model α_t mengikuti proses white noise dengan mean nol dan varian konstan, var (α_k) = σ_a^2

$\alpha_t =$ residual waktu ke-t

p = orde dari AR

$\phi_1, \phi_2, \ldots, \phi_p =$ koefisien AR orde p

2. Model MA

Model Moving Average (MA) menunjukkan bahwa nilai prediksi variable terikat Z_t dipengaruhi oleh nilai residual pada periode sebelumnya. Sebagai contoh, pada proses MA(1) nilai variabel terikat Z_t hanya dipengaruhi oleh nilai residual pada satu periode sebelumnya. Model ini disebut dengan model MA orde pertama. Bentuk model AR(1) dapat dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut (Wei, 1990) :

$$Z_t = \alpha_t - \theta_1\alpha_{t-1} - \theta_2\alpha_{t-2} - \ldots - \theta_q\alpha_{t-q} \quad (4)$$

dimana,

$\theta_1, \theta_2, \ldots, \theta_P =$ koefisien MA orde p

3. Model ARMA

Dalam pembentukan model deret waktu, ada kemungkinan untuk memasukkan model AR dan MA sekaligus. Sebagai contoh, pada model ARMA(1,1) nilai variabel terikat Z_t dipengaruhi oleh nilai variabel dan residual tersebut pada satu periode sebelumnya. Model tersebut dinamakan dengan model Autoregressive Moving Average orde pertama. Bentuk model ARMA(1) dapat dinyatakan dalam persamaan berikut (Wei, 1990) Bentuk model ini adalah

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t - \theta_1\alpha_{t-1} - \ldots - \theta_q\alpha_{t-q} \quad (5)$$

4. Model ARIMA

Model ARIMA (p,d,q). untuk memenuhi syarat stasioner maka data time series dilakukan pembedaan (differencing) untuk menghilangkan ketidakstasioneran tersebut. Berikut differencing pertama :

$$(1 - B)'Z_t = Z_t = Z_t - Z_{t-1} = W_t \quad (6)$$

dimana Zt = observasi pada waktu ke-t , t=2, 3, 4,…, n

Zt-1 = observasi pada periode sebelumnya (t-1)

Wt = Data setelah dideferencing ke-d

n = orde maksimal dalam differencing

bentuk umum model ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t \quad (7)$$

dimana $\phi_p(B)$ = $(1-\phi_1 B - \ldots - \phi_p B_p)$ merupakan operator AR yang stasioner dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q)$ merupakan operator MA (Wei, 1990)

5. Model ARCH - GARCH

Dalam model-model ekonometrik konvensional, varian dari residual diasumsikan konstan di sepanjang waktu. Akan tetapi pada banyak kasus terutama untuk data keuangan terdapat fluktuasi yang tidak wajar pada suatu periode yang diikuti oleh periode berikutnya yang mungkin lebih stabil. Dalam kondisi asumsi varian konstan (homoskedastisitas) tidak terpenuhi,banyak pendekatan yang digunakan untuk mengatasinya misalnya dengan mentrnsformasi datanya supaya variansnya menjadi lebih stabil.

Robert Engle adalah ahli ekonometrika yang pertama kali menganalisis adanya masalah heterokedastisitas dari varian residual didalam data time series. Engle menyatakan varian residual yang berubah-ubah terjadi karena varian residual tidak hanya fungsi dari variabel independen tetapi tergantung dari seberapa besar residual dimasa lalu. Heterokedastisitas terjadi karena data time series menunjukkan unsur volatilitas, oleh karena itu varian residual dari model sangat tergantung dari volatilitas residual sebelumnya. Persamaan varian residual dalam model ARCH (1) dapat ditulis sebagai berikut :

$$Y_t = \beta x_t + e_t \quad (8)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 \quad (9)$$

dengan mean nol dan varian konstan. Persamaan diatas disebut persamaan varian (*conditional variance*). Persamaan diatas menyatakan bahwa varian residual σ_t^2 mempunyai dua komponen yaitu konstan dan residual periode lalu (lag) yang diasumsikan merupakan kuadrat dari residual periode lalu. Model dari residual e_t tersebut adalah heterokedastisitas bersyarat (*conditional heterokedasticity*) pada residual e_{t-1}. Secara umum, model ARCH (p) dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \ldots + \alpha_p e_{t-p}^3 \quad (10)$$

model persamaan diatas merupakan model non linier. Persamaan ini diestimasi dengan metode Maximum Likelihood yang akan dijelaskan di halaman selanjutnya.

Pada tahun 1986, Tim Bollerslev mengembangkan ARCH menjadi GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*). Secara sederhana volatilitas berdasarkan GARCH (p,q) mengasumsikan bahwa variansi data fluktuasi dipengsruhi oleh sejumlah p data fluktuasi sebelumnya dan sejumlah q data volatilitas sebelumnya. Varian residual untuk model GARCH adalah sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \beta_1 e_{t-1}^2 \quad (11)$$

Pada model GARCH, varian residual (σ_t^2) tidak hanya dipengaruhi oleh residual periode lalu (e_{t-1}^2) tetapi juga varian residual periode lalu (σ_{t-1}^2). Model persamaan diatas disebut model GARCH (1,1) karena varian residual periode sebelumnya. Secara umum model GARCH yakni GARCH (p,q) dinyatakan dalam bentuk persamaan di bawah ini

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \ldots + \alpha_p e_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 \quad (12)$$

Dimana p menunjukkan unsur ARCH dan q unsur GARCH. Sama halnya dengan model ARCH, model GARCH juga diestimasi dengan metode Maximum Likelihood (MLE).

6. Kriteria Pemilihan Terbaik

Langkah ini dilakukan sebelum menggunakan model yang telah ditentukan, untuk memeriksa ketepatan suatu model dari deret waktu. Cara yang dilakukan dengan menguji residualnya, dimana residual dari model ARIMA harus memenuhi asumsi White Noise (residual saling independen) atau tidak mempunyai pola tertentu. Statistik uji chi-kuadrat dapat dipakai untuk memeriksa apakah residual dari *time series* berupa *white noise* atau tidak.

Seleksi model terbaik ada beberapa kriteria yang dapat dilakukan, yaitu dengan melihat AIC (*Akaike Information Criterion*) dan SBC (*Schwarz Bayesian Criterion*) yang paling minimum (Wei, 1990).

- AIC (Akaike Information Criterion)
  AIC(M)= n ln $\hat{\sigma}_\alpha^2 + 2\,M$

Dimana :M= Banyaknya parameter yang diduga

N = Banyaknya residual

$\hat{\sigma}_\alpha^2$ = penduga dari σ_α^2

- SBC (Schwarz Bayesian Criterion)
  SBC(M) = n ln $\hat{\sigma}_\alpha^2 + M \ln n$

Dimana :M = Banyaknya parameter yang diduga

N = Banyaknya Residual

$\hat{\sigma}_\alpha^2$= Penduga dari σ_α^2

Setelah mendapatkan model terbaik dari penilaian AIC dan SBC kemudian menggunakan beberapa data untuk mengevaluasi model tersebut. Banyaknya data yang diambil untuk evaluasi model sebesar 5% hingga10% dari keseluruhan data yang digunakan untuk pembentukan model. Sedangkan kriteria yang digunakan dalam pemilihan evaluasi model berdasarkan kesalahan peramalan secara outsampel adalah sebagai berikut :

MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \left(\frac{1}{M}\sum_{l=1}^{M}\left|\frac{e_l}{Z_{n+l}}\right|\right)100\%$$

Dari persentasi error yang di dapat dari rumus diatas dapat digunakan untuk mengetahui model sudah baik untuk melakukan peramalan atau tidak. Untuk model yang valid mempunyai kesalahan error antara 0% hungga 5%, apabila kesalahan error melebihi 5% maka model yang di dapat bisa dikatakan tidak valid atau kurang signifikan untuk melakukan peramalan. Solusinya harus dimodelkan ulang sesuai tahap pengolahan data dari awal.

PEMBAHASAN

Uji Stasioneritas

Pengujian data untuk mengetahui data yang diambil sudah stasioner atau tidak bisa dilakukan dengan uji unit root dengan pengujian tes *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dengan menggunakan program R.

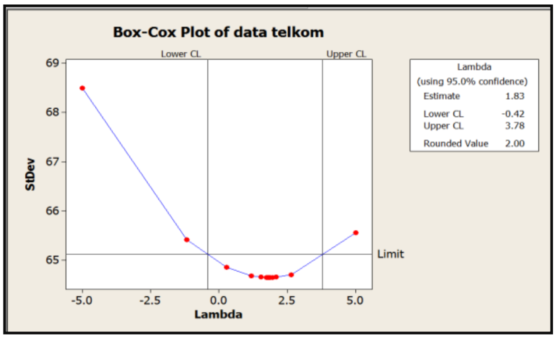
H_0: data tidak stasioner (unit root mendekati 1)

H_1: data stasioner (unit root tidak mendekati 1)
α=5%
Hasil pengujian:

```
                Augmented       Dickey-Fuller
            Test
data:  y
Dickey-Fuller = -1.6056, Lag order = 6, p-
value = 0.742
alternative hypothesis: stationary
```

Karena p-value lebih besar dari α maka keputusan yang diambil adalah terima H_0, yang berarti data tidak stasioner. Namun belum diketahui data tidak stasioner dalam varians atau mean. Apabila data belum stasioner pada varians maka harus dilakukan transformasi Box-Cox, namun apabila data belum stasioner pada rata-rata (mean) maka harus dilakukan differencing.

- Melihat stasioneritas varians
  Berdasarkan Box-Cox plot dari Minitab 14, diperoleh besarnya lambda sebagai berikut :



Karena nilai nilai batas bawah -0,42 sedangkan batas atasnya 3.78, maka rounded value yang besarnya 1 masih termuat dalam nilai lambda. Ini berarti secara statistik dapat dikatakan bahwa data tidak perlu ditransformasi karena sudah stasioner terhadap varians.

- Melihat stasioner mean

Untuk kestasioneran varians telah kita buktikan bahwa data sudah stasioner dalam varians, maka data pasti tidak stasioner dalam rata-rata. dengan demikian data saham PT. TELKOM dilakukan differencing satu kali. Meskipun data tampak sudah stasioner terhadap rata - rata, tetapi masih perlu dibuktikan dengan pengujian stasioneritas dengan menggunakan ADF tes sebagai berikut.
H_0: data tidak stasioner
H_1: data stasioner
α=5%
Hasil pengujian:

```
              Augmented Dickey-Fuller Test
data:  y
Dickey-Fuller = -5.6455, Lag order = 6, p-value
= 0.01
alternative hypothesis: stationary

          Warning message:
In adf.test(y1) : p-value smaller than printed p-
value
```

Dengan hipotesis yang sama dengan pengujian sebelumnya maka disimpulkan bahwa data yang telah didifferencing 1 kali sudah stasioner terhadap mean dan varians.

A. Membentuk model ARIMA (p,d,q)

Dalam membentuk model ARIMA dengan prosedur Box-Jenkins perlu diketahui plot ACF dan PACFnya untuk menentukan orde modelnya. Karena data sebelumnya sudah stasioner setelah didifferencing 1 kali, maka orde d=1. ACF cuts off after lag-1, maka dugaan order q sementara adalah 1. Plot PACF cuts off after lag-1, maka dugaan order p sementara adalah 1. Maka dugaan sementara untuk ARIMA (p,d,q) adalah ARIMA (1,1,1). Setelah ditentukan model diperkirakan, maka selanjutnya dilakukan estimasi. Dengan menggunakan metode estimasi Least Squares.

Berdasarkan identifikasi model ARIMA(1,1,1) merupakan model terbaik didasarkan pada goodness of fit, yaitu tingkat signifikansi variabel independen melalui uji t, AIC dan SBC.Maka koefisien AR(1) dan MA(1) dalam model ARIMA(1,1,1) signifikan secara statistic dan dapat dijadikan model terbaik. Model ini dapat dibentuk dalam persamaan :

$$Y_t = 0.79302Z_{t-2} - 0.73132\alpha_{t-1} + \alpha_t$$

Akan tetapi model diatas adalah model sebelum memperhitungkan differencing, maka model tersebut dilakukan konversi kembali menjadi model berikut :

$$Y_t - Z_{t-1} = 0.79302(Z_{t-2} - Z_{t-3}) - 0.73132\alpha_{t-1} + \alpha_t$$

$$Y_t = Z_{t-1} + 0.79302Z_{t-2} - 0.79302Z_{t-3} - 0.73132\alpha_{t-1} + \alpha_t$$

Diagnostik Checking
Untuk pengujian signifikansi parameter ditampilkan pada table berikut :

Tabel 1 Signifikansi parameter

Model	Parameter	Koefisien	P-value
ARIMA(1,1,1)	ϕ_1	0.79302	0.0253
	θ_1	0.73132	0

Berdasarkan tabel 1 Ditunjukkan bahwa semua parameter sudah signifikan. Untuk asumsi white noise, ditunjukkan dengan tabel berikut :

Tabel 2 p – value Ljung Box

To Lag	Chi Square	Prob
5	2.878935	0.7186440
10	8.498866	0.5802282
15	11.750922	0.6977761
20	13.335257	0.8625407
25	17.625897	0.8578534

Berdasarkan analisis pada tabel , dimana nilai P – value lebih besar dari α=5%, maka keputusan yang diambil adalah residual yang diestimasi dari persamaan model ARIMA(1,1,1) merupakan residual yang sudah bersifat white noise. Artinya residual tidak berdistribusi normal dan terdapat kondisi heterokedastisitas. Ketidaknormalan residual ini dapat mengindikasikan adanya proses ARCH – GARCH, akan tetapi syarat ini tidak cukup untuk memastikan adanya unsur ARCH – GARCH. Sehingga diperlukan adanya uji lain yakni uji Lagrange Multiplier yang akan dilakukan pada tahap berikutnya.

B. Identifikasi dan Estimasi ARCH – GARCH

Adanya unsur ARCH di dalam model dapat dilihat dari uji ARCH-LM yang disajikan dalam tabel di bawah ini :

Tabel 3 Uji ARCH – LM Deteksi Heterokedastisitas

order	ARCH - LM	Prob
9	31.5482	0.0002
10	34.5728	0.0001
11	34.6085	0.0003
12	35.7614	0.0004

Dari tabel diats nilai p=value < 5%, dengan demikian tolak H_0 yang berarti ada unsur ARCH dalam model. Untuk mengestimasi parameter model ARCH digunakan metode estimasi maksimum likelihood. Berikut uraian hasil estimasi model dugaan ARCH – GARCH pada tabel

Tabel 4 Estimasi ARCH - GARCH

Model	**Koefisien**	**P**
ARCH(1)	C = 8.379 RESID(-1)^2 = 0.001	0 0
ARCH(2)	C = 6574 RESID(-1)^2 =7.66 RESID(-2)^2 = 0.4321	0 0 0,816
GARCH(1, 1)	C = 2.03367584 RESID(-1)^2 = 0.35347 GARCH (-1)^2 = 0.22689	0 0 0
GARCH (1, 2)	C = 5.2578 RESID(-1)^2 = 6.237 RESID(-2)^2 = 1,724	0.6125 0.7183 1
GARCH (2, 1)	C= -3.451970 RESID(-1)^2 = 0.1995 GARCH(-1) = 0.1176 GARCH(-2)=0.2430	0.546 0 0.321 1

Berdasarkan hasil estimasi model yang terpilih adalah model GARCH (1, 1). Unsur ARCH (1) dan GARCH (1) secara statistik signifikan. Sedangkan koefisien ARCH(1) dan GARCH(1) cukup dekat dengan 1 dijumlahkan, hal ini berarti bahwa model time series mempunyai komponen yang kuat dan menunjukkan bahwa model GARCH(1, 1) adalah model yang tepat. Berikut persamaan model GARCH(1, 1) :

$$\sigma_t^2 = 2.03367584 + 0.35347 e_{t-1}^2 + 0.22689 \sigma_{t-1}^2$$

C. Evaluasi Model

Banyaknya data yang diambil untuk evaluasi model mengambil sebanyak 15 data. Setelah mendapatkan 15 data ramalan, data tersebut akan dibandingkan dengan data sebenarnya untuk mengetahui kesignifikanan evaluasi model. Kriteria signifikansi evaluasi model didapat dengan cara menghitung kesalahan error dengan rumus MAPE seperti di bawah ini :

$$\text{MAPE} = \left(\frac{1}{M}\sum_{L=1}^{M}\left|\frac{e_l}{Z_{n+l}}\right|\right)100\%$$
$$= \left(\frac{0.03344}{15}\right)100\%$$
$$= 0.223\%$$

Karena besarnya kesalahan peramalan sebesar 0,223% < 0.5% maka dapat diartikan model yang di dapat sudah valid dan dapat digunakan untuk peramalan dalam beberapa periode ke depan.

D. Hasil Ramalan

Model GARCH terbaik yang didapatkan digunakan untuk peramalan data observasi pada minggu pertama bulan Januari 2013 hingga minggu keempat Desember 2014. Dari hasil ramalan yang diperoleh dapat dilihat bahwa untuk pergerakan saham PT. TELKOM bergerak dinamis sehingga tidak membentuk pola tertentu. Diharapkan data ramalan yang didapat tersebut dapat memberikan sedikit informasi atau acuan mengenai waktu kapan investor atau juga broker saham bisa membeli ataupun menjual sahamnya sesuai dengan kebutuhan mereka. Selain itu, banyaknya data ramalan yang dapat digunakan untuk periode dua tahun kedepan tersebut juga dapat memberikan gambaran dan wawasan kepada investor atau broker saham mengenai keprospekan saham PT. TELKOM

KESIMPULAN

- Pemodelan

Hasil model terbaik yang diperoleh adalah persamaan sebagai berikut :

$$Y_t = Z_{t-1} + 0.79302Z_{t-2} - 0.79302Z_{t-3} - 0.73132\alpha_{t-1} + \alpha_t$$

$$\sigma_t^2 = 2.03367584 + 0.35347e_{t-1}^2 + 0.22689\sigma_{t-1}^2$$

Diuraikan bahwa pada persamaan rata – rata variabel independen, menunjukkan tingkat indeks penutupan harga saham PT. TELKOM pada waktu ke-t dipengaruhi oleh tingkat indeks harga saham pada waktu t-1, t-2 dan t-3, selain itu dipengaruhi oleh residual indeks harga saham PT. TELKOM pada waktu t-1. Sedangkan model varians error, unsure ARCH(1) dan GARCH(1) secara statistic signifikan dilihat dari nilai probabilitasnya.

- Peramalan

Hasil evaluasi dengan model GARCH(1,1) untuk periode ke 264 hingga 290 diperoleh tingkat kesalahan peramalan sebesar 0.223% , nilai kesalahan ini diperoleh berdasarkan kesalahan peramalan secara outsampel. Besarnya tingkat kesalahan bisa dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi. Bisa berasal dari terjadinya perubahan model emiten, *right issue*, company listing, investor yang menjamur, kebijakan moneter dan fiscal. Berdasarkan tabel peramalan juga dapat mengetahui kapan waktu yang baik untuk membeli ataupun menjual saham ini agar memperoleh keuntungan yang maksimal

DAFTAR PUSTAKA

[1] Box, G. E. P, G.M Jenkins dan G. C REisel. 1994. Time Series Analysis Forecasting and Control. 3^{rd} edition. Engewood Clifts : Prentice Hall

[2] Gujarati, Damodar. 1978. Ekonometrika Dasar. Jakarta : Erlangga.

[3] Iriawan, Nur. Septin Puji Astusti. 2006. Mengolah data statistic dengan mudah menggunakan : MINITAB 14. Yogyakarta : Andi.

[4] Makridakis, S.S.C Wheel Right, V. E. Mc Gee. 1999. Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua. Erlangga : Jakarta

[5] Priambodo, Argo. Peramalan dengan ARIMA pada Indeks Harga Saham Gabungan. 2004 UNESA. Skripsi tidak dipublikasikan.

[6] Samudiningrat, Gunawan. 2003. Ekonometrika. Yogyakarta : BPFE

[7] Sudjana. 1989. Metode StatistikaEdisi 6. Bandung :Tarsito

[8] Supranto, J. statistic Teori dan Aplikasi. Edisi ke V dan VI. Jakarta : Erlangga

[9] Sukarna, Aswi. 2006. Analisis Deret Waktu : Teori dan Aplikasinya. Makasar : Andira Publisher

[10] Sumaryanto.2009. Analisis Volatilitas Harga Eceran Beberapa Komoditas Pangan Utama dengan model ARCH/GARCH. Jurnal Agro Ekonomi.

[11] Tsay, Ruey. 2005. Analysis of Financial Time Series. Canada : New Jersey

[12] Wahyuni, S. Tri. Peramalan volatilitas Indeks Harga Saham menggunakan model Asimetrik GARCH (A - GARCH) dengan distribusi skewed student-t. 2005 ITS. Skripsi tidak dipublikasikan

[13] Wei, William. 2007. Pearson International Edition : Time Series Analysis. United States of America.