

Penerapan Model ARIMA Dalam Memprediksi IHSG

Bambang Hendrawan

Politeknik Batam Parkway Street, Batam Centre, Batam 29461, Indonesia
e-mail: benks@polibatam.ac.id

Abstrak: Tujuan penelitian ini adalah untuk mencari model ARIMA yang memiliki kinerja terbaik dalam memprediksi IHSG pada pasar modal di Indonesia. Metode pengumpulan dan analisis data menggunakan metode Box dan Jenkins yang menggunakan pendekatan iteratif. Sedangkan pengolahan data dibantu oleh aplikasi perangkat lunak E-Views. Hasil penelitian yang diperoleh model ARIMA yang memiliki kinerja terbaik untuk meramalkan IHSG, yaitu model ARIMA (2,1,2)

Kata kunci : ARIMA, IHSG, Analisis Teknikal

Abstract: The objective of this research is seeking the best performance of ARIMA Model to predict Indonesia Composite Index (IHSG) in Indonesia Stock Exchange. The data were acquired from IDX weekly statistics published by Indonesia Stock Exchange during 95 weeks. The method used for analysis was Box & Jenkins Method with iterative approach and using E-views Application. The result of this research indicates that the model that can be applied to predict the IHSG is ARIMA (2,1,2).

Keyword : ARIMA, Indonesia Composite Index (IHSG), Technical Analysis

grafik untuk memprediksi kecenderungan harga di masa mendatang.

1 Pendahuluan

Agar proses pengambilan keputusan investasi sekuritas financial seperti saham, dilakukan secara tepat dan menghasilkan keuntungan sesuai yang diharapkan oleh para investor maupun manajer investasi, diperlukan analisis data yang akurat dan dapat diandalkan. Salah satu analisis yang sering digunakan yaitu analisis teknikal. Berbeda dengan analisis fundamental yang lebih menekankan pada pentingnya nilai wajar suatu saham dan membutuhkan banyak sekali data, informasi, dan angka-angka, analisis teknikal hanya membutuhkan grafik data pola harga dan volume secara historis. Asumsinya dengan mengetahui pola-pola pergerakan harga saham berdasarkan observasi pergerakan harga saham di masa lalu, maka akan dapat diprediksi pola pergerakan di masa mendatang. Analisis teknikal juga dapat dikatakan sebagai studi tentang perilaku pasar yang digambarkan melalui

Biasanya, analisis teknikal banyak digunakan oleh para investor yang melakukan pembelian maupun penjualan sekuritas dalam jangka pendek untuk mencari keuntungan jangka pendek) karena berharap dapat meraih keuntungan yang besar atau abnormal return walaupun dengan menanggung potensi resiko yang besar juga (Taswan & Soliha, 2002). Menurut Rode, Friedman, Parikh dan Kane (1995) teori dasar analisis teknikal adalah suatu teknik perdagangan yang menggunakan data periode waktu tertentu yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan investasi dengan baik. Jadi obyek dari analisis teknikal ini adalah memprediksi dari suatu data time series dengan metode peramalan dan perhitungan yang akurat. Untuk memprediksi perkembangan harga saham dengan analisis teknikal digunakan 3 prinsip dasar (Husnan, 1998), yaitu: (1) Harga saham mencerminkan informasi yang relevan; (2) Informasi yang

ditunjukkan oleh perubahan harga di waktu yang lalu, dan (3) Perubahan harga saham akan mempunyai pola tertentu bersifat repetitif.

Salah satu pendekatan baru yang banyak digunakan untuk peramalan adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). ARIMA merupakan suatu metode yang menghasilkan ramalan-ramalan berdasarkan sintesis dari pola data secara historis (Arsyad, 1995). ARIMA ini sama sekali mengabaikan variabel independen karena model ini menggunakan nilai sekarang dan nilai-nilai lampau dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. Secara harfiah, model ARIMA merupakan gabungan antara model AR (Autoregressive) yaitu suatu model yang menjelaskan pergerakan suatu variabel melalui variabel itu sendiri di masa lalu dan model MA (Moving Average) yaitu model yang melihat pergerakan variabelnya melalui residualnya di masa lalu. Dalam penelitian ini akan diterapkan model ARIMA sebagai alat analisis untuk memprediksi pergerakan IHSG di masa mendatang.

2 Tinjauan Pustaka

ARIMA sering juga disebut metode Box-Jenkins. ARIMA sangat baik ketepatannya untuk peramalan jangka pendek, sedangkan untuk peramalan jangka panjang ketepatan peramalannya kurang baik. Biasanya akan cenderung *flat*

(mendatar /konstan) untuk periode yang cukup panjang. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. ARIMA

cocok jika observasi dari deret waktu (*timeseries*) secara statistik berhubungan satu sama lain (*dependent*). Tujuan model ARIMA adalah untuk menentukan hubungan statistik yang baik antar variabel yang diramal dengan nilai historis variabel tersebut sehingga peramalan dapat dilakukan dengan model tersebut.

Model ARIMA sendiri hanya menggunakan suatu variabel (*univariate*) deret waktu. Hal yang perlu diperhatikan adalah bahwa kebanyakan deret berkala bersifat non-stasioner dan bahwa aspek-aspek AR dan MA dari model ARIMA hanya berkenaan dengan deret berkala yang stasioner. Stasioneritas berarti tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Data secara kasarnya harus horizontal sepanjang sumbu waktu. Dengan kata lain, fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan varians dari fluktuasi tersebut pada pokoknya tetap konstan setiap waktu. Suatu deret waktu yang tidak stasioner harus diubah menjadi data stasioner dengan melakukan *differencing*. Yang dimaksud dengan *differencing* adalah menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Nilai selisih yang diperoleh dicek lagi apakah stasioner atau tidak. Jika belum stasioner maka dilakukan *differencing* lagi. Jika varians tidak stasioner, maka dilakukan transformasi logaritma.

Secara umum model ARIMA (Box-Jenkins) dirumuskan dengan notasi sebagai berikut (Harijono dan Sugiarto, 2000): ARIMA (p,d,q) dalam hal ini,

p menunjukkan orde / derajat *Autoregressive* (AR) ;

d menunjukkan orde / derajat *Differencing* (pembedaan)

q menunjukkan orde / derajat *Moving Average* (MA)

2.1 Model *Autoregressive* (AR)

Model *Autoregressive* adalah model yang menggambarkan bahwa variabel dependen dipengaruhi oleh variabel dependen itu sendiri pada periode-periode dan waktu-waktu sebelumnya (Sugiarto dan Harijono, 2000). Secara umum model *autoregressive* (AR) mempunyai bentuk sebagai berikut :

$$Y_t = \theta_0 + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} - e_t$$

Dimana,

Y_t : deret waktu stasioner

θ_0 : Konstanta

Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p} : Nilai masa lalu yang berhubungan

$\theta_1, \dots, \theta_p$: Koefisien atau parameter dari model *autoregressive* ϕ_1, \dots, ϕ_n

e_t : residual pada waktu t

Orde dari model AR (yang diberi notasi p) ditentukan oleh jumlah periode variabel dependen yang masuk dalam model. Sebagai contoh :

$Y_t = \theta_0 + \theta_1 Y_{t-1}$ adalah model AR orde 1 dengan notasi ARIMA (1,0,0)

$Y_t = \theta_0 + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2}$ adalah model AR orde 2 dengan notasi ARIMA (2,0,0)

Model diatas disebut sebagai model *autoregressive* (regresi diri sendiri) karena model tersebut mirip dengan persamaan regresi pada umumnya, hanya saja yang menjadi variabel independen bukan variabel yang berbeda dengan variabel dependen melainkan nilai sebelumnya (lag) dari variabel dependen (Y_t) itu sendiri.

Banyaknya nilai lampau yang digunakan oleh model, yaitu sebanyak p , menentukan tingkat model ini. Apabila hanya digunakan satu lag dependen, maka model ini dinamakan model

autoregressive tingkat satu (*first-order autoregressive*) atau AR(1). Apabila nilai yang digunakan sebanyak p lag dependen, maka model ini dinamakan model *autoregressive* tingkat p (*p-th order autoregressive*) atau AR(p).

2.2 Model MA (*Moving Average*)

Secara umum model moving average mempunyai bentuk sebagai berikut :

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 e_{t-1} - \phi_2 e_{t-2} - \dots - \phi_n e_{t-n}$$

dimana,

Y_t : Deret waktu stasioner

ϕ_0 : konstanta

ϕ_n : koefisien model moving average yang menunjukkan bobot. Nilai koefisien dapat memiliki tanda negatif atau positif, tergantung hasil estimasi.

e_t : residual lampau yang digunakan oleh model, yaitu sebanyak q, menentukan tingkat model ini.

Perbedaan model moving average dengan model *autoregressive* terletak pada jenis variabel independen. Bila variabel independen pada model *autoregressive* adalah nilai sebelumnya (lag) dari variabel dependen (Y_t) itu sendiri, maka pada model moving average sebagai variabel independennya adalah nilai residual pada periode sebelumnya. Orde dari nilai MA (yang diberi notasi q) ditentukan oleh jumlah periode variabel independen yang masuk dalam model. Sebagai contoh :

$Y_t = \phi_0 + \phi_1 e_{t-1}$ adalah model MA orde 1 dengan notasi ARIMA (0,1,1)

$Y_t = \phi_0 + \phi_1 e_{t-1} - \phi_2 e_{t-2}$ adalah model MA orde 2 dengan notasi ARIMA (0,0,2)

2.3 Model ARMA (Autoregressive Moving Average)

Sering kali karakteristik Y tidak dapat dijelaskan oleh proses AR saja atau MA saja, tetapi harus dijelaskan oleh keduanya sekaligus. Model yang memuat kedua proses ini biasa disebut model ARMA. Bentuk umum model ini adalah :

$$Y_t = \gamma_0 + \delta_1 Y_{t-1} + \delta_2 Y_{t-2} + \dots + \delta_n Y_{t-p} - \lambda_1 e_{t-1} - \lambda_2 e_{t-2} - \dots - \lambda_n e_{t-q}$$

Di mana Y_t dan e_t sama seperti sebelumnya, γ_t adalah konstanta, δ dan λ adalah koefisien model. Jika model menggunakan dua lag dependen dan tiga lag residual, model itu dilambangkan dengan ARMA (2,3)

2.4 Model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Dalam praktek banyak ditemukan bahwa data ekonomi bersifat non-stasioner sehingga perlu dilakukan modifikasi, dengan melakukan pembedaan (*differencing*), untuk menghasilkan data yang stasioner. Pembedaan dilakukan dengan mengurangi nilai pada suatu periode dengan nilai pada periode sebelumnya.

Pada umumnya, data di dunia bisnis akan menjadi stasioner setelah dilakukan pembedaan pertama. Jika setelah dilakukan pembedaan pertama ternyata data masih belum stasioner, perlu dilakukan pembedaan berikutnya. Data yang dipakai sebagai input model ARIMA adalah data hasil transformasi yang sudah stasioner, bukan data asli.

Beberapa kali proses *differencing* dilakukan dinotasikan dengan d. Misalnya data asli belum stasioner, lalu dilakukan pembedaan pertama dan menghasilkan data yang stasioner. Dapat dikatakan bahwa series tersebut melalui proses *differencing* satu kali, d=1. Namun jika ternyata deret waktu tersebut baru stasioner pada pembedaan kedua, maka d=2, dan seterusnya.

Model ARIMA biasanya dilambangkan dengan ARIMA(p,d,q) yang mengandung pengertian bahwa model tersebut menggunakan p nilai lag dependen, d tingkat proses differensiasi, dan q lag residual. Simbol model sebelumnya dapat juga dinyatakan dengan simbol ARIMA, misalnya: :
MA(2) dapat ditulis dengan ARIMA (0,0,2)
AR(1) dapat ditulis dengan ARIMA (1,0,0)
ARMA (1,2) dapat ditulis dengan ARIMA(1,0,2)
Dan sebagainya.

3 Metodologi & Data

Populasi penelitian ini adalah Indeks Harga Saham Gabungan di Indonesia dengan sampel yang diambil merupakan data IHSG mingguan selama 95 minggu. Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sumber data sekunder, yaitu data yang diperoleh dari pihak lain, dan diolah kembali untuk kepentingan penelitian ini yaitu data data Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) mingguan selama bulan Januari 2006 hingga November 2007. Sumber data Yahoo! Finance (<http://finance.yahoo.com>). Berikut trend data IHSG mingguan



Metodologi yang digunakan dalam membangun model persamaan yang digunakan untuk memprediksi IHSG adalah metode Box dan Jenkins yang menggunakan pendekatan iterative, dengan empat tahapan dalam menentukan model yang cocok yaitu :

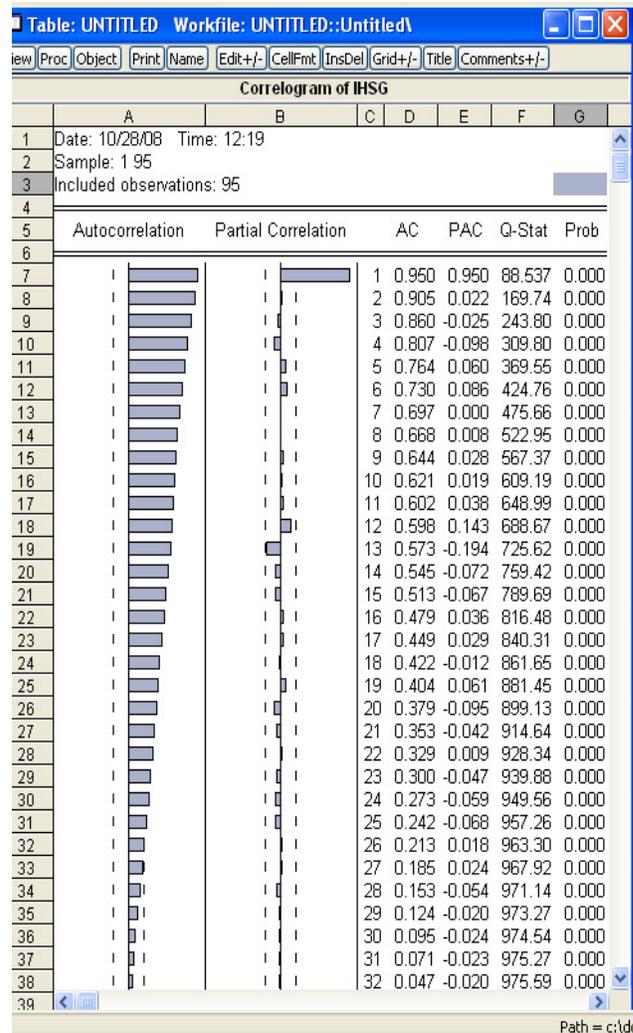
- Identifikasi – menentukan orde dan model termasuk uji stasioner data
- Estimasi – mengestimasi parameter AR dan MA yang ada pada model
- Tes Diagnostik – menguji residual model yang telah diestimasi
- Peramalan – menggunakan model persamaan untuk memprediksi nilai mendatang.
- Sedangkan alat bantu pengolahan data yang digunakan adalah Eviews versi 5.

4 Pembahasan Hasil

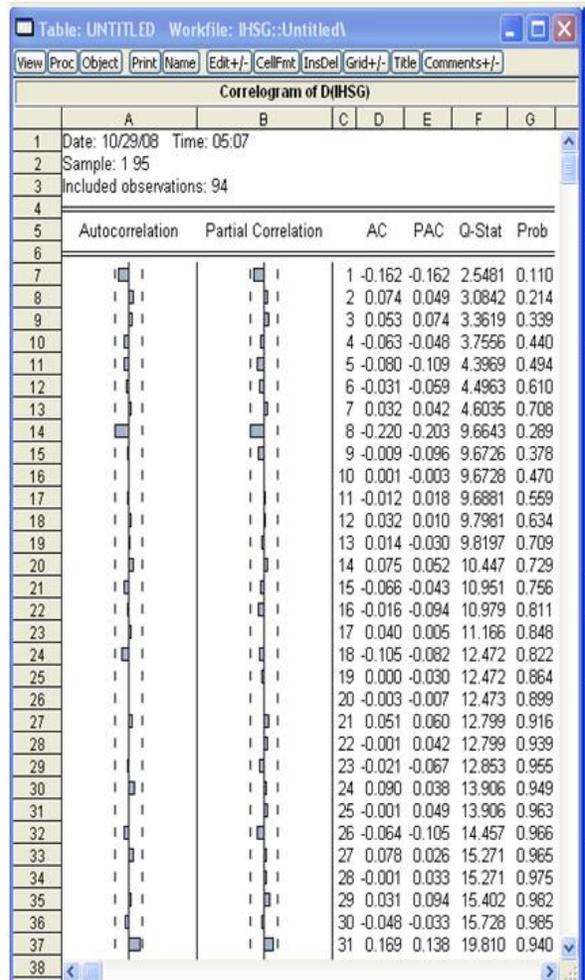
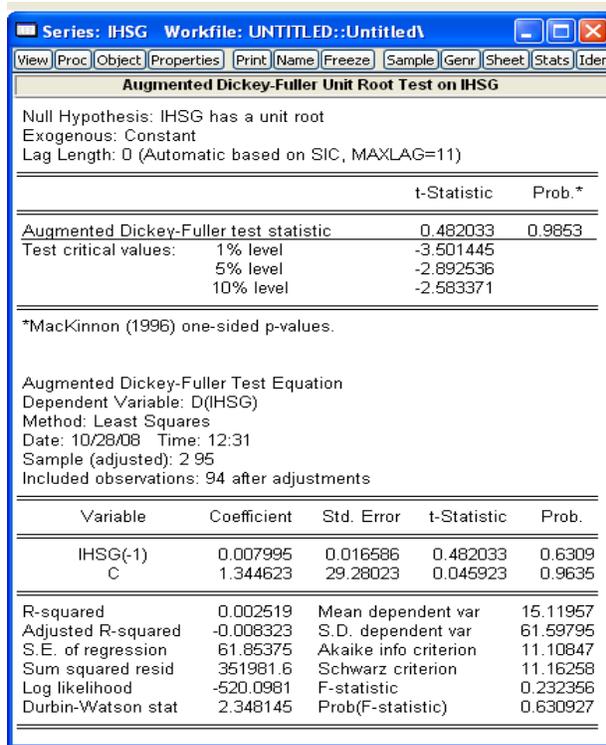
Berikut disajikan langkah-langkah yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian.

- Menguji apakah data IHSG pada periode pengamatan di atas stasioner . Untuk itu ditempuh dua cara yaitu :
 - membuat tampilan korelogram dengan level = 0
 - menguji dengan unit root

Hasil korelogram dapat dilihat pada tabel berikut

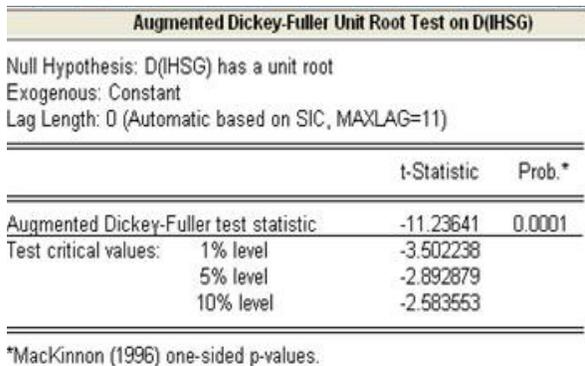


Sedangkan hasil unit root test dapat dilihat pada tabel berikut ini



Dari hasil korelogram terlihat bahwa grafik otokorelasi menunjukkan penurunan secara perlahan dan grafik otokorelasi parsial juga menunjukkan penurunan secara drastis setelah lag pertama, dimana semua batang grafik berada diantara dua garis batas bartlett. Dari hasil grafik tersebut dapat disimpulkan bahwa data IHSG belum stationer. Hal ini diperkuat dengan hasil unit root dimana kita tidak mempunyai cukup bukti untuk menolak hipotesis nol, karena nilai kritis pada $\alpha=5\%$ adalah -2,89 yang jika dimutlakan lebih besar dari pada nilai statistik uji t ADF =0,482033, dimana ini menunjukkan bahwa data tidak stationer.

- b. Karena data tidak stasioner maka akan distasionerkan terlebih dahulu dengan mendiferen 1 lag. Hasil korelogram dan unit root test disajikan pada tabel dibawah ini



Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(IHSG_2)
 Method: Least Squares
 Date: 10/29/08 Time: 05:08
 Sample (adjusted): 3 95
 Included observations: 93 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(IHSG(-1))	-1.162060	0.103419	-11.23641	0.0000
C	17.42255	6.558325	2.656555	0.0093
R-squared	0.581141	Mean dependent var	-0.098065	
Adjusted R-squared	0.576538	S.D. dependent var	94.40432	
S.E. of regression	61.43262	Akaike info criterion	11.09503	
Sum squared resid	343431.0	Schwarz criterion	11.14949	
Log likelihood	-513.9189	F-statistic	126.2568	
Durbin-Watson stat	1.975918	Prob(F-statistic)	0.000000	

Dari hasil korelogram tampak bahwa batang grafik otokorelasi dan otokorelasi parsial sudah berada di dalam garis bartlett. Hal ini menunjukkan bahwa data sudah bersifat stasioner setelah didiferen 1 lag. Sedangkan hasil unit root sejalan dengan hasil korelogram, dimana nilai hasil uji t ADF sebesar -11,23641, jauh lebih kecil dari nilai kritis bahkan dengan $\alpha = 1\%$. Dengan demikian kita cukup mempunyai bukti untuk menolak hipotesis nol dan mengambil kesimpulan bahwa data sudah tidak mengandung root atau dengan kata lain data sudah stasioner

- c. Setelah data stasioner maka langkah berikutnya yang dilakukan adalah melakukan mengidentifikasi atau mengestimasi model persamaan.

Karena data sudah stasioner pada diferens pertama (berarti $d=1$) maka sebagai langkah awal akan kita coba model ARIMA (1,1,1) dimana persamaannya ditulis $d(ihsg) c ar(1) ma(1)$ di menu Estimate Equation. Hasil estimasi tampak pada tabel dibawah

Equation: UNTITLED Workfile: IHSG::Untitled\									
View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: D(IHSG)									
Method: Least Squares									
Date: 10/29/08 Time: 05:43									
Sample (adjusted): 3 95									
Included observations: 93 after adjustments									
Convergence achieved after 81 iterations									
Backcast: 2									
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.					
C	14.98647	5.645530	2.654572	0.0094					
AR(1)	-0.344207	0.575513	-0.598088	0.5513					
MA(1)	0.187047	0.602417	0.310494	0.7569					
R-squared	0.028099	Mean dependent var	14.97914						
Adjusted R-squared	0.006501	S.D. dependent var	61.91668						
S.E. of regression	61.71510	Akaike info criterion	11.11466						
Sum squared resid	342787.9	Schwarz criterion	11.19636						
Log likelihood	-513.8317	F-statistic	1.300988						
Durbin-Watson stat	1.991137	Prob(F-statistic)	0.277333						
Inverted AR Roots	-0.34								
Inverted MA Roots	-0.19								

Dari tabel terlihat bahwa nilai probabilitas variabel AR(1) dan MA (1) lebih besar dari 5% sehingga dapat dikatakan model ARIMA (1,1,1) tidak signifikan

Oleh karena itu perlu dicoba mencari model yang lebih baik dengan mengubah parameter p pada AR dan parameter q pada MA

Beberapa kemungkinan persamaan yang akan dicoba :

- ARIMA (2,1,1) atau ditulis $d(ihsg) c ar(1) ar(2) ma(1)$
- ARIMA (2,1,2) atau ditulis $d(ihsg) c ar(1) ar(2) ma(1) ma(2)$

Pada percobaan model ARIMA(2,1,2), hasilnya tampak seperti berikut

Equation: UNTITLED Workfile: IHSG::Untitled

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: D(IHSG)
 Method: Least Squares
 Date: 10/29/08 Time: 16:34
 Sample (adjusted): 4 95
 Included observations: 92 after adjustments
 Convergence achieved after 25 iterations
 Backcast: 2 3

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	15.56561	6.119251	2.543712	0.0127
AR(1)	-0.428056	0.052156	-8.207286	0.0000
AR(2)	-0.896030	0.049681	-18.03573	0.0000
MA(1)	0.311086	0.031386	9.911680	0.0000
MA(2)	0.968192	0.019885	48.68924	0.0000

R-squared	0.110847	Mean dependent var	15.44130
Adjusted R-squared	0.069967	S.D. dependent var	62.09445
S.E. of regression	59.88280	Akaike info criterion	11.07547
Sum squared resid	311977.6	Schwarz criterion	11.21252
Log likelihood	-504.4717	F-statistic	2.711487
Durbin-Watson stat	2.058484	Prob(F-statistic)	0.035118

Inverted AR Roots	-.21+.92i	-.21-.92i
Inverted MA Roots	-.16+.97i	-.16-.97i

Dari tabel terlihat bahwa nilai probabilitas variabel AR(1),AR(2) MA(1) dan MA (2) sudah sangat kecil dan jauh dibawah 5%, nilai statistik t dari kedua variabel juga sudah besar dari nilai kritis sehingga dapat dikatakan model ARIMAa (2,1,2) signifikan .

Namun nilai R-squarednya ternyata sangat rendah. Hal ini menunjukkan bahwa variabel bebas hanya memiliki kemampuan yang relatif rendah dalam menjelaskan variabel terikatnya. Agar nilainya besar, perlu dilakukan penambahan variabel bebas yang secara teoritis memang akan mempengaruhi variabel terikat

Dilihat dari nilai Durbin watson 2,05848 yang berada disekitar 2, menunjukkan tidak terdapat otokorelasi

- d. Setelah diperoleh model yang memiliki variabel bebas yang signifikan, maka selanjutnya perlu diketahui apakah model tersebut telah baik berdasarkan uji diagnostik. Untuk keperluan tersebut kita gunakan data residual dan membentuk korelogramnya, seperti tampak pada tabel di bawah ini

Equation: UNTITLED Workfile: IHSG::Untitled

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Correlogram of Residuals

Date: 10/29/08 Time: 17:04
 Sample: 4 95
 Included observations: 92
 Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1		-0.031	-0.031	0.0898	
2		0.050	0.049	0.3256	
3		-0.046	-0.044	0.5354	
4		-0.008	-0.013	0.5411	
5		-0.026	-0.023	0.6098	0.435
6		-0.115	-0.118	1.9312	0.381
7		-0.021	-0.027	1.9754	0.578
8		-0.135	-0.131	3.8496	0.427
9		-0.037	-0.057	3.9889	0.551
10		-0.076	-0.078	4.5940	0.597
11		0.025	0.001	4.6611	0.701
12		0.079	0.064	5.3287	0.722
13		0.008	-0.009	5.3363	0.804
14		0.035	-0.003	5.4747	0.857
15		-0.033	-0.048	5.5957	0.899
16		0.009	-0.032	5.6051	0.935
17		-0.016	-0.023	5.6334	0.958
18		-0.120	-0.138	7.3086	0.922
19		0.012	-0.001	7.3252	0.948
20		0.000	0.020	7.3252	0.966
21		0.049	0.038	7.6160	0.974
22		-0.012	0.000	7.6325	0.984
23		-0.001	-0.029	7.6327	0.990
24		0.096	0.069	8.8132	0.985
25		-0.006	-0.017	8.8177	0.991
26		-0.067	-0.117	9.4145	0.991
27		0.069	0.076	10.050	0.991
28		0.028	0.026	10.153	0.994
29		0.030	0.048	10.277	0.996
30		-0.060	-0.017	10.785	0.996
31		0.165	0.181	14.628	0.974

Berdasarkan korelogram residual tersebut, tampak bahwa batang grafik pada ACF dan PACF semuanya berada di dalam garis bartlett sehingga dapat kita katakan bahwa error atau residual bersifat white noise dan selanjutnya dapat disimpulkan bahwa model yang didapat cukup baik

Setelah diuji residualnya dan disimpulkan model yang dapat cukup baik, maka dapat dituliskan model persamaannya yang nantinya digunakan untuk peramalan atau prediksi IHSG. Namun karena nilai-nilai koefisien yang di dapat berdasarkan output evIEWS tidak secara langsung menunjukkan koefisien dari persamaan ARIMA (2,1,2)

Untuk model ARIMA (2,1,2) persamaan umumnya setelah diolah dari persamaan AR(2) dan MA(2) biasanya dituliskan menjadi sbb:

$$y_t = (1 - \rho_1 - \rho_2)\delta + (1 + \rho_1)y_{t-1} + (\rho_2 - \rho_1)y_{t-2} - \rho_2 y_{t-3} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2}$$

Berdasarkan hasil output eviews model ARIMA(2,1,2) diketahui bahwa

$$\rho_1 = \text{AR}(1) = -0,428056$$

$$\rho_2 = \text{AR}(2) = -0,896030$$

$$\theta_1 = \text{MA}(1) = 0,311086$$

$$\theta_2 = \text{MA}(2) = 0,968192$$

$$\delta = C = 15,56561$$

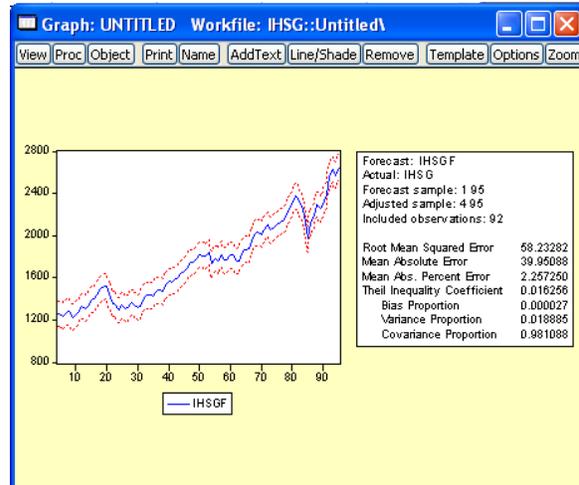
Nilai-nilai dari hasil output kemudian disubstitusikan ke persamaan ARIMA (2,1,2) untuk mendapatkan model persamaan yang akan digunakan untuk memprediksi IHSG, sehingga diperoleh persamaan sbb:

$$y_t = (1 - (-0,428056) - (-0,896030))15,56561 + (1 + (-0,428056))y_{t-1} + ((-0,896030) - (-0,428056))y_{t-2} - (-0,896030)y_{t-3} + 0,311086\varepsilon_{t-1} + 0,968192\varepsilon_{t-2}$$

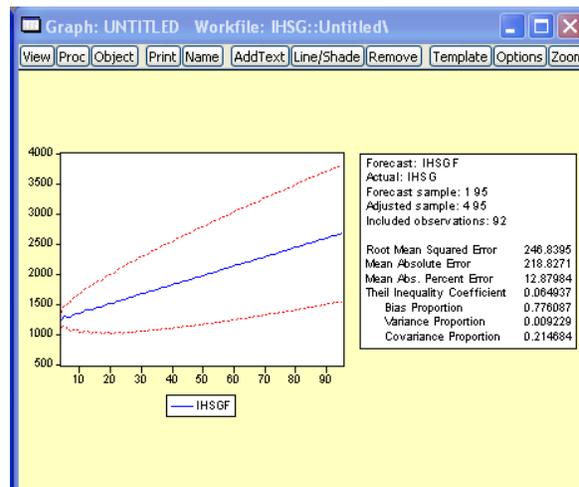
Sehingga model persamaan ARIMA (2,1,2) untuk memprediksi IHSG pada periode mendatang adalah :

$$y_t = 36,17582 + 0,571944y_{t-1} - 0,46797y_{t-2} + 0,896030y_{t-3} + 0,311086\varepsilon_{t-1} + 0,968192\varepsilon_{t-2}$$

Sedangkan untuk melihat hasil grafik nilai peramalan dengan metode yang berbeda dari fasilitas Eviews diperoleh:



(a) Peramalan dengan metode static



(b) Peramalan dengan metode dynamic

5 Kesimpulan

Hasil pengujian yang telah dilakukan pada saham-saham yang tergabung dalam K100 di Bursa Efek Jakarta menunjukkan bahwa CAPM tidak berlaku, setidaknya selama masa pengamatan. Masalah bias dalam pengamatan dan penggunaan data memang menjadi kendala yang populer dalam penelitian CAPM.

Daftar Referensi

- [1] Bodie, Z, A. Kane, dan A.J. Marcus. 2008. "Essential of Investment"; Seventh Edition, The McGraw-Hill Companies. Inc.. USA
- [2] Elton, Edwin J., M. Gruber, S. Brown, and W. Goetzmann. 2003. Modern Portfolio Theory and Investment Analysis. New York: John Wiley and Sons
- [3] Fabozzi, Frank J. 1999. Manajemen Investasi; Edisi Indonesia, Penerbit Salemba Empat, Simon & Schuster (Asia) Pte.Ltd, Prentice-Hall, Jakarta
- [4] Rose, Peter S., dan Marquis, Milton H. 2006. Money and Capital Markets, Ninth Edition,
- [5] Husnan, S., 2000. Dasar-dasar Teori Portofolio dan Analisa Sekuritas di Pasar Modal, UPP-AMP YKPN, Yogyakarta
- [6] Nachrowi, Usman 2007, Prediksi IHSG dengan model GARCH dan ARIMA, Jurnal Ekonomi Pembangunan Indonesia, Vol VIII No 2, Januari
- [7] Yahoo Finance, <http://finance.yahoo.com>