UJM 3 (2) (2014)
UNNES Journal of Mathematics
http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm

ESTIMASI PARAMETER BOOTSTRAP PADA PROSES ARMA DAN APLIKASINYA PADA HARGA SAHAM

Yuliyanti Karomah✉, **Putriaji Hendikawati**

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia
Gedung D7 lantai 1 Kampus Sekaran, Gunungpati, Semarang, 50229

Info Artikel

Sejarah Artikel:
Diterima Desember 2013
Disetujui Juni 2014
Dipublikasikan Nopember 2014

Keywords :
ARMA;
Bootstrap;
Estimasi;
Parameter;
Saham.

Abstrak

Peramalan adalah salah satu cara yang dapat digunakan untuk memperkirakan harga saham waktu mendatang. Agar sebuah peramalan memberikan hasil yang akurat diperlukan residual yang *white noise* dan berdistribusi normal. Namun kadangkala data tidak memenuhi asumsi-asumsi dalam analisis statistik klasik. Untuk mengatasi masalah tersebut diperlukan suatu pendekatan non parametrik yang bebas asumsi, salah satunya adalah metode bootstrap. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui cara mengestimasi parameter bootstrap pada proses ARMA serta membandingkannya dengan model ARMA. Estimasi parameter dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan program R. Cara yang digunakan untuk mengestimasi adalah dengan melakukan pemusatan pada data, mengestimasi berdasarkan model ARMA, mencari dan meresampling residual untuk mendapatkan nilai data bootstrap serta melakukan pemusatan kedua dari data bootstrap yang diperoleh agar data lebih stasioner, dari data baru tersebut dicari estimasi parameter berdasarkan model ARMA. Berdasarkan hasil penelitian kedua metode yaitu ARMA maupun bootstrap pada proses ARMA diperoleh hasil yang signifikan. Namun jika dilihat dari nilai σ^2, log likelihood, dan AIC nya, diperoleh estimasi parameter bootstrap ARMA lebih baik. Hal ini akan berdampak untuk hasil peramalan data saham AALI.JK dimana hasil peramalan bootstrap pada proses ARMA cenderung lebih mendekati data asli jika dibanding model ARMA.

Abstract

Forecasting is method that can be used to predict the future stock prices. To get of forecasting accurate results it must have white noise and normal distribution for residual. However, sometimes the datas does not obtain the assumptions of the classic statistical analysis. To overcome this problem we need a non-parametric approach that is free of assumptions, one of it is a bootstrap method. The purpose of this research is to estimate the bootstrap parameter of ARMA process and compare it with ARMA model. The bootstrap parameter of ARMA process was estimate using software R. Step to estimate the parameter bootstrap are centralization of data, estimates based on ARMA model, searching and resampling residual until obtain bootstrap data and perform a second centralization of bootstrap data more stationair, then estimates bootstrap parameter based ARMA model. Both parameters ARMA and bootstrap of ARMA process was significant. ^{2}, log likelihood, σ and AIC result of the bootstrap parameter estimates better then ARMA model. This result give bootstrap of ARMA forecasting closer to the real data that ARMA model.

✉ Alamat korespondensi:
E-mail: iema.niar@yahoo.com

ISSN 2252-6943

Pendahuluan

Harga saham merupakan hal yang sangat menarik bagi para investor. Menerbitkan saham merupakan salah satu pilihan perusahaan yang dapat digunakan untuk pendanaan perusahaan. Selama sepuluh tahun sejak krisis multidimensi tahun 1998, kondisi perdagangan saham di Bursa Efek Indonesia (BEI) semakin membaik, sehingga mampu menarik kembali para investor untuk meramaikan perdagangan saham di lantai bursa bahkan mampu menarik masyarakat umum untuk menginvestasikan kelebihan dananya di pasar saham. Menurut Mulyana (2011), investor mulai sadar bahwa dengan berinvestasi di pasar saham jauh lebih menguntungkan dibandingkan dengan hanya menyimpan dana mereka di bank. Investasi pasar saham memberikan laba (*earning*) yang lebih tinggi dibandingkan dengan menyimpan uang di bank misalnya dalam bentuk deposito yang rata-rata hanya 6 persen per tahun. Karena harga saham bisa berubah-ubah sewaktu-waktu tergantung keuntungan, kerugian, kinerja perusahaan atau faktor-faktor luar maka investor dapat memilih saham yang memiliki kinerja yang baik sehingga akan memberikan keuntungan di masa mendatang.

Dalam memperkirakan harga saham untuk waktu yang akan datang, salah satu cara yang digunakan adalah peramalan. Untuk mendapatkan hasil proyeksi ramalan yang optimal di masa yang akan datang dilakukan perhitungan yang berulang dengan menggunakan data di masa yang lalu. Sehingga peramalan merupakan alat bantu yang penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien.

Salah satu metode yang sering digunakan dalam pemodelan runtun waktu untuk peramalan adalah *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Agar model ARMA menghasilkan ramalan yang optimal, maka model tersebut harus memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Namun kadangkala data tidak memenuhi asumsi-asumsi dalam analisis statistik klasik. Sebagai akibatnya inferensi statistik tidak dapat dilakukan terhadap parameter model.

Untuk mengatasi masalah tersebut diperlukan suatu pendekatan non parametrik yang bebas asumsi, salah satunya adalah metode bootstrap. Oleh karena itu permasalahan yang akan diuraikan disini adalah bagaimana menentukan suatu model terbaik dalam pemodelan *time series* dengan jika data tersebut tidak memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

Permasalahan dalam penelitian ini adalah 1. Bagaimana cara mengestimasi parameter bootstrap proses ARMA? 2. Bagaimana estimasi parameter bootstrap proses ARMA simulasi program R? 3. Bagaimana keakuratan hasil peramalan harga saham AALI dengan menggunakan Box Jenkins ARMA dan bootstrap proses ARMA?

Tujuan dari penelitian ini adalah 1. Mengetahui cara mengestimasi parameter bootstrap pada proses ARMA. 2. Memperoleh nilai estimasi parameter bootstrap pada proses ARMA simulasi program R. 3. Menunjukkan bahwa hasil peramalan harga saham AALI dengan menggunakan bootstrap pada proses ARMA lebih akurat dibanding model ARMA.

Model untuk proses ARMA adalah

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \ldots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \ldots - \theta_q a_{t-q}$$

$$\phi(B) Z_t = \theta(B) a_t \qquad (1)$$

(Wei, 1994).

Fungsi autokorelasi untuk model ARMA (p,q) adalah

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \ldots + \phi_p \rho_{k-p} \qquad k \geq (q+1) \quad (2)$$

(Wei, 1999).

Dari (2) diperoleh rumus fungsi autokorelasi untuk model ARMA(1,1) adalah

$$\rho_k = \begin{cases} 1 & k = 0 \\ \dfrac{(\phi_1 + \theta_1)(1 + \phi_1 \theta_1)}{1 + \phi_1^2 - 2\phi_1 \theta_1} & k = 1 \\ \phi_1 \, \rho_{k-1} & k \geq 2 \end{cases} \qquad (3)$$

merupakan kombinasi dari ACF AR dan MA (Rosadi, 2005).

Untuk mencari nilai estimasi parameter model ARMA, digunakan rumus fungsi autokorelasi untuk proses ARMA seperti pada (1). Untuk mengestimasi parameter ($\hat{\phi}_1$) dan ( ) $\hat{\theta}_1$model ARMA(1,1) diperoleh dari fungsi autokorelasi seperti pada (3). Sehingga diperoleh hasil seperti pada (4) dan (5).

$$\widehat{\phi_1} == \frac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t Z_{t+2}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t Z_{t+1}} \qquad (4)$$

dan

$$\widehat{\theta_1} = \frac{-\dfrac{\left(\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t Z_{t+2}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t Z_{t+1}}\right)^2 - 2\dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t Z_{t+2}}{\sum_1^n z_t^2} + 1 \right)}{\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t Z_{t+1}}{\sum_1^n z_t^2} - \dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t Z_{t+2}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t Z_{t+1}} \right)} \pm}{2}$$

$$\frac{\sqrt{\left(\dfrac{\left(\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t Z_{t+2}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t Z_{t+1}}\right)^2 - 2\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t Z_{t+2}}{\sum_1^n z_t^2}\right) + 1 \right)}{\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t Z_{t+1}}{\sum_1^n z_t^2} - \dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t Z_{t+2}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t Z_{t+1}} \right)}\right)^2 - 4}}{2}$$

(5)

(Soejoeti, 1987)

Metode *bootstrap* merupakan metode yang digunakan untuk mengestimasi suatu distribusi populasi yang tidak diketahui dengan distribusi empiris yang diperoleh dari proses penyampelan ulang (Efron & Tibshirani, 1993). Teknik penarikan sampel metode *bootstrap* adalah dengan pengembalian dari sebuah sampel asli. Sampel asli merupakan sampel yang diperoleh dari hasil observasi yang diperlakukan seolah-olah sebagai populasi.

Dalam dunia real distribusi peluang yang tidak diketahui F memberikan data $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ melalui resampling random, dari x dihitung statistik yang menjadi perhatian $\hat{\theta} = s(x)$. Dalam dunia *bootstrap*, F membangkitkan x^* melalui resampling random, memberikan $\hat{\theta}^* = s(x^*)$ (Efron & Tibshirani, 1993).

Metode

Pada penelitian ini dilakukan dua metode yaitu kajian teoritis dan kajian empiris. Langkah-langkah yang ditempuh dalam kajian teoritis adalah studi pustaka, perumusan masalah, pemecahan masalah, dan penarikan kesimpulan. Sedangkan langkah yang ditempuh pada kajian empiris adalah cara mendownload harga saham, membuat algoritma program berdasarkan bootstrap ARMA, serta membuat program berdasarkan algoritma tersebut.

Studi pustaka merupakan penelaahan sumber pustaka yang relevan yang nantinya akan digunakan untuk mengumpulkan data maupun informasi yang diperlukan dalam penelitian. Studi pustaka diawali dengan mengumpulkan sumber pustaka yang dapat berupa buku-buku referensi, jurnal, skripsi, prosiding, makalah dan sebagainya. Setelah sumber pustaka terkumpul dilanjutkan dengan penelaahan isi sumber pustaka tersebut. Dari penelaahan itu ide atau gagasan muncul. Pada akhirnya sumber pustaka ini dijadikan landasan untuk melakukan penelitian.

DUNIA REAL	DUNIA BOOTSTRAP
Distribusi peluang tidak diketahui	Distribusi empiris
Data observasi	Sampel bootstrap
$F \rightarrow x = (x_1, x_2, \dots x_n)$	$\widehat{F_n} \rightarrow x^* = (x_1{}^*, x_2{}^*, \dots, x_n{}^*)$
$\downarrow$	$\downarrow$
$\hat{\theta} = s(x)$	$\hat{\theta}^* = s(x^*)$
Statistik yang menjadi perhatian	Replikasi Bootstrap

Gambar 1. Gambaran Metode Bootstrap

Tahap ini dimaksudkan untuk memperjelas permasalahan yang telah ditemukan yaitu sebagai berikut 1. Bagaimana cara mengestimasi parameter bootstrap pada proses ARMA? 2. Bagaimana estimasi parameter bootstrap pada proses ARMA simulasi program R? 3. Bagaimana keakuratan hasil peramalan harga saham AALI dengan menggunakan model ARMA dan bootstrap pada proses ARMA?

Pada tahap pemecahan masalah dilakukan kajian pustaka, yaitu mengkaji permasalahan secara teoritis berdasarkan sumber-sumber pustaka yang relevan. Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam tahap pemecahan masalah ini adalah:

1. Mempelajari prinsip *time series*, harga saham, estimasi parameter, proses AR, proses MA, proses ARMA, fungsi autokorelasi proses AR, fungsi autokorelasi proses MA dan fungsi autokorelasi proses ARMA, serta fungsi autokorelasi parsial proses AR, fungsiautokorelasi parsial proses MA, dan fungsi autokorelasi parsial proses ARMA,

estimasi parameter proses ARMA, pengertian bootstrap, prinsip bootstrap, pemrograman R, tampilan awal R, menu default R, library dan fungsi R, serta identifikasi model terbaik berdasarkan R.

2. Menemukan cara estimasi parameter *bootstrap* pada proses ARMA.
3. Menerapkan prinsip tersebut untuk meramalkan harga saham AALI. Data saham yang digunakan dalam penelitian ini adalah data close saham PT. Astra Agro Lestari Tbk. (AALI.JK) mulai tanggal 1 januari 2013 sampai 17 januari 2014 sebanyak 273 data yang diunduh dari *finance.yahoo.com*.

Langkah terakhir dari kajian teoritis pada penelitian ini adalah penarikan kesimpulan. Penarikan kesimpulan didasarkan pada studi pustaka dan pembahasan permasalahan. Simpulan yang diperoleh merupakan hasil penelitian.

Langkah-langkah pada Kajian Empiris dalam penelitian adalah mendownload data saham, membuat algoritma program dan membuat program. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data saham AALI tanggal 1 januari 2013 sampai 17 januari 2014 yang diunduh dari *www.finance.yahoo.com*.

Langkah-langkah untuk mengunduh data saham AALI adalah sebagai berikut.

1. Masuk ke laman JKSE yaitu melalui http://finance.yahoo.com/q?s=^JKSE
2. Untuk melihat daftar saham yang listed, klik pada "Component", sehingga muncul daftar saham yang ada di Bursa Efek Indonesia.
3. Selanjutnya dipilih saham yang akan di-download datanya, misalnya saham Astra Agro Lestari dengan kode "AALI.JK", klik pada "AALI.JK".
4. Untuk melihat data historis, klik pada "Historial Price".
5. Lakukan sortir data range, misalnya Start Date: 1 Januari 2013 dan End Date: 17 Januari 2014, untuk data harian ("Daily"), kemudian klik tombol "Get Price", maka akan muncul data yang dikehendaki.
6. Pada bagian bawah sort data terdapat link untuk mendownloadnya sebagai spreadsheet.
7. Klik "Download to Spreadsheet", maka data akan kita peroleh dalam format spreadsheet.

Algoritma program yang akan dijalankan adalah:

1. Menginputkan data ke program R, lakukan pemusatan $Z_i - \bar{Z}$,sehingga diperoleh data baru.
2. Mendapatkan model terbaik ARMA berdasarkan signifikasi parameter, nilai σ^2 , log likelihood, dan AIC.
3. Mengestimasi parameter $\hat{\phi}_1, ..., \hat{\phi}_p$ dan $\hat{\theta}_1, ..., \hat{\theta}_q$ berdasarkan model ARMA dengan menggunakan fungsi autokorelasi.
4. Mencari nilai residual berdasarkan model ARMA yaitu

$$Z_t = \hat{\phi}_1 Z_{t-1} + \hat{\phi}_2 Z_{t-2} + ... + \hat{\phi}_p Z_{t-p} + a_t$$
$$-\hat{\theta}_1 a_{t-1} - \hat{\theta}_2 a_{t-2} - ... - \hat{\theta}_q a_{t-q}.$$

5. Meresampling residual dengan cara sampling acak tanpa pengembalian sehingga diperoleh $a_t^*, t = 1, ... n$.
6. Menetapkan $Z_1 = Z_1^*, Z_2 = Z_2^*, ... , Z_p = Z_p^*$.
7. Menemukan data bootstrap berdasarkan persamaan model ARMA

$$Z_t^* = \hat{\phi}_1^* Z_{t-1} + \hat{\phi}_2^* Z_{t-2} + ... + \hat{\phi}_p^* Z_{t-p} + a_t$$
$$-\hat{\theta}_1^* a_{t-1} - \hat{\theta}_2^* a_{t-2} - ... - \hat{\theta}_q^* a_{t-q}.$$

dengan $\hat{\phi}_1, ..., \hat{\phi}_p$ dan $\hat{\theta}_1, ..., \hat{\theta}_q$ diperoleh dari estimasi awal model ARMA.

8. Melakukan pemusatan kembali $Z_i^* - \bar{Z}^*$ dengan

$$\bar{Z}^* = \frac{\sum_{t=1}^{n} Z_t^*}{n}.$$

9. Mengestimasi parameter ARMA berdasarkan data bootstrap yang sudah dipusatkan Z_t^*.
10. Mengestimasi model ARMA dari data bootstrap yang telah dipusatkan Z_t^*.
11. Meramalkan data berdasarkan model ARMA dan bootstrap pada proses ARMA.

Berdasarkan algoritma tersebut, dibuat program pada R untuk membantu perhitungan estimasi parameter maupun mencari data bootstrapnya.

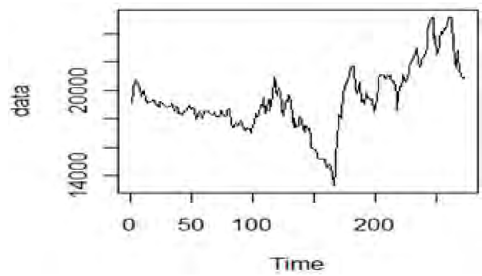
Hasil dan Pembahasan

Hasil analisis dalam penelitian ini diperoleh dengan menggunakan simulasi program komputer R 2.12.1. Program ini digunakan untuk mengestimasi parameter model ARMA, mencari nilai residual, meresampling data dan mencari data hasil proses bootstrap untuk diestimasi parameternya berdasarkan model ARMA yang telah diperoleh pada tahap sebelumnya.

Tujuan penggunaan metode bootstrap pada model ARMA adalah untuk mengestimasi model yang lebih akurat berdasarkan nilai σ^2 , log likelihood, serta AIC. Parameter yang diestimasi pada pemodelan ARMA maupun bootstrap pada proses ARMA adalah ϕ dan θ

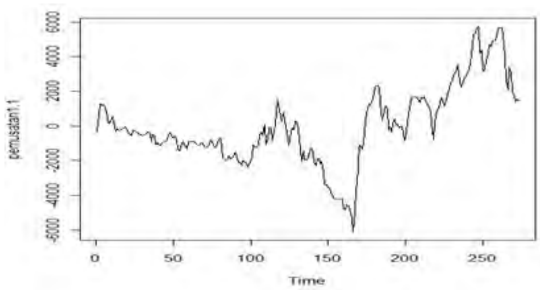
Data yang dimodelkan dalam penelitian ini adalah data *close* saham PT. Astra Agro Lestari Tbk. (AALI.JK) mulai tanggal 1 januari 2013 sampai 17 januari 2014 sebanyak 273 data yang diunduh dari *finance.yahoo.com*.

Berdasarkan data saham tersebut diperoleh plot seperti pada Gambar 2 berikut.



Gambar 2. Plot Data Saham

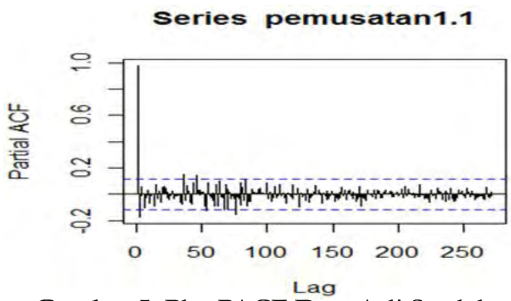
Setelah dilakukan pemusatan, diperoleh plot data saham seperti pada Gambar 3 berikut.



Gambar 3. Plot Data Saham Pemusatan

Dari data tersebut dilihat fungsi autokorelasinya, fungsi autokorelasi untuk data di atas terlihat seperti pada Gambar 4 berikut.

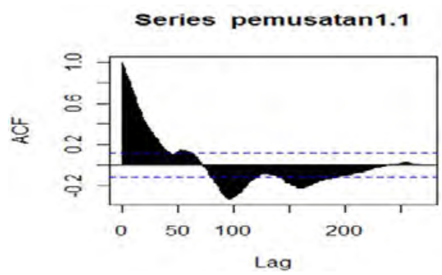
Selain dilihat fungsi autokorelasi seperti pada Gambar 4 juga dilihat fungsi autokorelasi parsialnya. Fungsi autokorelasi parsial untuk data di atas terlihat seperti pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. Plot PACF Data Asli Setelah Dipusatkan

Berdasarkan plot fungsi autokorelasi pada Gambar 4 dan fungsi autokorelasi parsial pada Gambar 5, diperoleh model yang paling mendekati adalah ARMA(1,1). Agar dapat diperoleh model terbaik dilakukan *overfitting* dari beberapa model dan dengan menerapkan prinsip parsimony maka dipilih beberapa model berikut AR(1), AR(2), MA(1), MA(2), ARMA(1,1), ARMA(1,2), ARMA(2,1), ARMA(2,2), serta ARIMA(1,1,1). Dari beberapa model tersebut diperoleh hasil estimasi parameter seperti pada Tabel 1.

Berdasarkan Tabel 1 model yang memenuhi kriteria signifikasi parameter adalah AR(1), MA(1), MA(2), ARMA(1,1) karena semua parameternya signifikan. Dari keempat model tersebut dilihat nilai σ^2 , log likelihood dan AIC nya. Model yang baik adalah model yang memiliki nilai σ^2 terkecil, log likelihood terbesar, serta AIC terkecil. Berdasarkan hasil estimasi parameter beberapa model, model yang memiliki nilai σ^2 terkecil, log likelihood yang besar, dan nilai AIC yang kecil adalah model ARMA(1,1). Jadi model terbaik dari data saham di atas adalah ARMA(1,1).

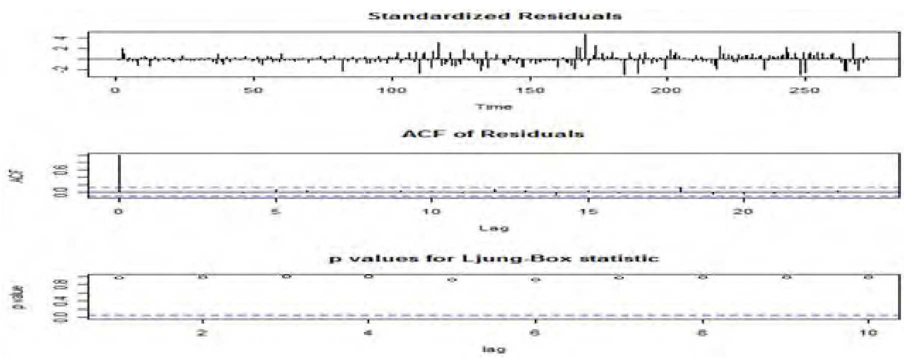


Gambar 4. Plot ACF Data Setelah Dipusatkan

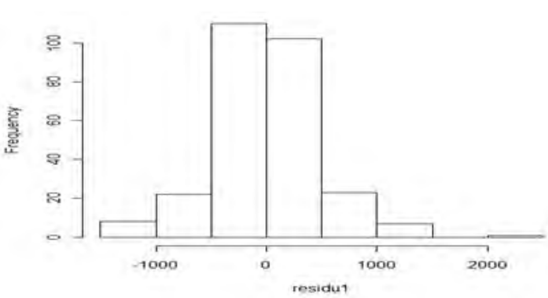
Tabel 1. *Overfitting* Beberapa Model

Model	ϕ_1	ϕ_2	θ_1	θ_2	σ^2	Log likelihood	AIC
AR(1)	0,9758 se 0,0118 signifikan				220992	-2068,64	4141,29
AR(2)	1,1550 se 0,0597 signifikan	-0,1829 se 0,0598 signifikan			213598	-2064,04	4134,09
MA(1)			0,9005 se 0,0194 signifikan		1589878	-2337,31	4678,62
MA(2)			1,2505 se 0,0566 signifikan	0,7354 se 0,0612 signifikan	795025	-2243,02	4492,04
ARMA(1,1)	0,9672 se 0,0144 signifikan		0,2007 se 0,0618 signifikan		213044	-2063,69	4133,38
ARMA(1,2)	0,9683 se 0,0147 signifikan		0,1963 se 0,0630 signifikan	-0,0171 se 0,0656 tidak signifikan	212992	-2063,66	4135,35
ARMA(2,1)	0,8810 se 0,3273 signifikan	0,0844 se 0,3204 tidak signifikan	0,2836 se 0,3157 tidak signifikan		-212994	-2063,66	4135,32
ARMA(2,2)	1,4049 se 1,3545 tidak signifikan	-0,4224 se 1,3127 tidak signifikant	-0,2399 se 1,3465 tidak signifikan	-0,1021 se 0,2395 tidak signifikan	212989	-2063,66	4137,31
ARIMA (1,1,1)	-0,1525 se 0,3299 tidak signifikan		0,3350 se 0,3147 tidak signifikan		216680	-2056,89	4119,78

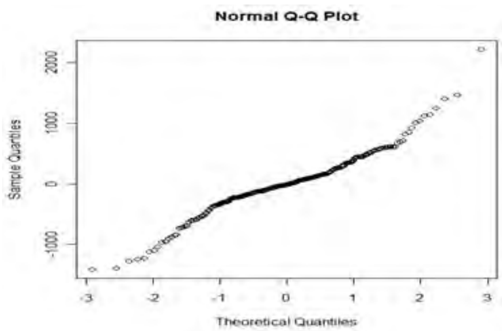
Model ARMA harus memenuhi asumsi residual white noise dan berdistribusi normal.



Gambar 6. Uji Q-Ljung-Box ARMA(1,1)



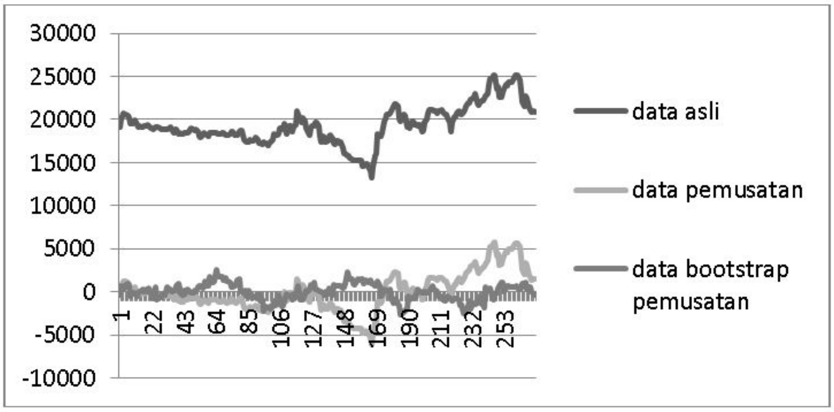
Gambar 7. Histogram dari Residual ARMA(1,1)



Gambar 8. QQ-plot Residual ARMA(1,1)

Berdasarkan Uji Q-Ljung-Box seperti pada Gambar 6 diperoleh p-value dari uji Ljung-Box semuanya lebih besar dari 0.05, ini menunjukkan bahwa residual model ARMA(1,1) telah memenuhi syarat white noise. Berdasarkan Gambar 7 Histogram diperoleh plot menyerupai distribusi normal dan Gambar 8 Normal Q-Q Plot diperoleh plot berada disekitar garis lurus, yakni dapat disimpulkan bahwa residual mengikuti distribusi normal.

Berdasarkan data di atas diperoleh plot data asli, data setelah dipusatkan, dan data bootstrap pemusatan diperoleh plot seperti Gambar 9 berikut.



Gambar 9. Plot Data Asli, Data Pemusatan dan Data Bootstrap Pemusatan

Berdasarkan plot data seperti pada Gambar 9 di atas terlihat bahwa data saham setelah dilakukan pemusatan yang diperoleh dari rumus $Z - \bar{Z}$ cenderung terpusat disekitar nol. Nilai ini kemudian dapat digunakan sebagai suatu ukuran ringkas yang menggambarkan karakteristik umum data, bisa juga digunakan untuk menunjukkan nilai atau ukuran yang mendekati titik konsentrasi perangkat data hasil suatu pengukuran. Ini berarti berarti data yang digunakan untuk peramalan akan lebih terkonsentrasi pada suatu titik sehingga diperoleh peramalan yang lebih akurat.

Penelitian ini dilakukan dengan membandingkan hasil estimasi model terbaik ARMA(1,1) dengan bootstrap proses ARMA(1,1) berdasarkan langkah-langkah yang sudah ada, sehingga diperoleh hasil seperti pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Perbandingan Hasil Estimasi Parameter Model ARMA(1,1) dan Bootstrap pada Proses ARMA(1,1)

Model	ϕ_1	s.e. ϕ_1	θ_1	s.e. θ_1	σ^2	Log likelihood	AIC
ARMA(1,1)	0.9672	0.0144	0.2007	0.0618	213004	-2063.69	4133.38
Bootstrap ARMA(1,1)	0.9160	0.0274	-0.1932	0.0755	209883	-2060.82	4127.64

Berdasarkan hasil estimasi parameter dari kedua model Box Jenkins ARMA(1,1) dan Bootstrap ARMA(1,1) diperoleh masing-masing parameternya signifikan. Langkah selanjutnya adalah membandingkan nilai σ^2 , log likelihood serta nilai AIC nya. Berdasarkan kedua model tersebut diperoleh nilai σ^2 terkecil adalah 209883, nilai log likelihood terbesar adalah -2060,82 dan nilai AIC terkecil adalah 4127,64 . Jadi model terbaik dari data saham tersebut adalah bootstrap ARMA(1,1).

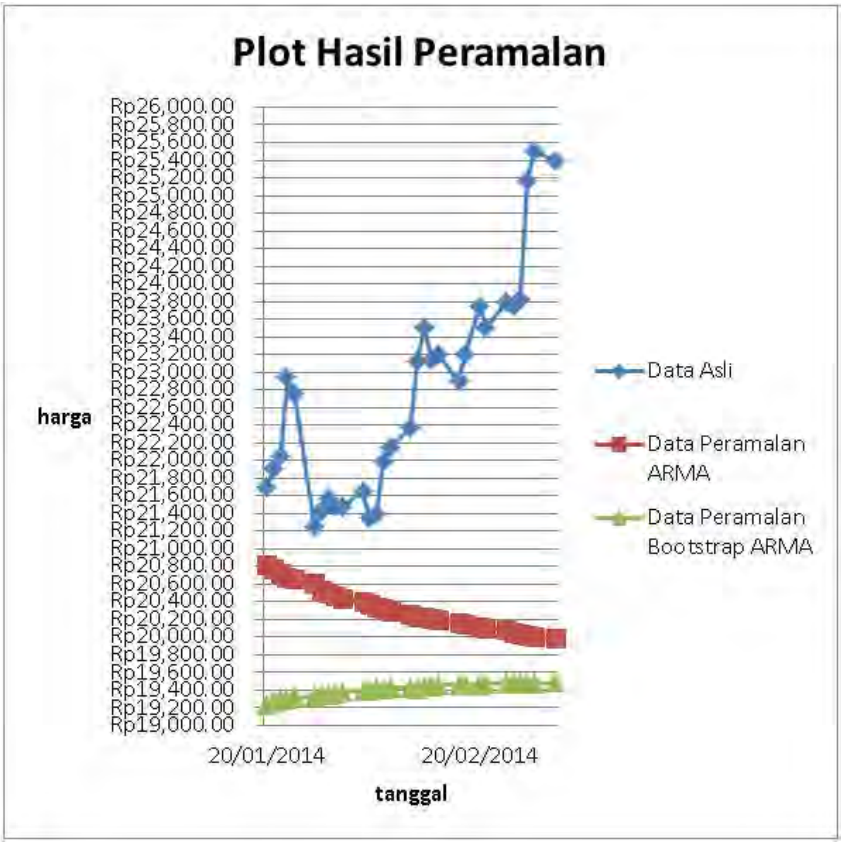
Berdasarkan kriteria pemilihan model terbaik diperoleh hasil bahwa estimasi boostrap pada proses ARMA(1,1) lebih baik jika dibanding model ARMA(1,1). Ini menunjukkan bahwa tingkat keakurasian bootstrap pada proses ARMA(1,1) pada data saham AALI.JK cenderung lebih baik jika dibandingkan model ARMA(1,1). Hal ini mungkin terjadi karena pada proses bootstrap dilakukan resampling data tanpa pengembalian dari residual untuk memperoleh data bootstrap serta dilakukan pula pemusatan kedua dari data bootstrap yang telah diperoleh dari proses resampling, sehingga data bootstrap yang dianalisis lebih stasioner.

Dari model terbaik yang sudah terpilih, dilakukan peramalan untuk 30 hari aktif dimulai tanggal 20 Januari 2013 sampai tanggal 3 Maret 2013, sehingga diperoleh data seperti pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Perbandingan Harga Saham Asli, Peramalan Model ARMA(1,1) dan Peramalan Bootstrap ARMA(1,1)

Tanggal	Data Saham Asli	Data Peramalan ARMA(1,1)	Data Peramalan Bootstrap ARMA(1,1)
20/01/2014	21700	20814,80	19245,58
21/01/2014	21900	20771,30	19267,50
22/01/2014	22050	20729,21	19287,58
23/01/2014	22950	20688,51	19305,97
24/01/2014	22750	20649,14	19322,81
27/01/2014	21250	20611,05	19338,24
28/01/2014	21425	20538,59	19352,38
29/01/2014	21575	20504,12	19365,32
30/01/2014	21475	20470,78	19377,18
31/01/2014	21475	20438,54	19388,04
03/02/2014	21650	20407,35	19397,98
04/02/2014	21350	20377,18	19407,09
05/02/2014	21400	20348,00	19415,44
06/02/2014	22000	20319,77	19423,08
07/02/2014	22150	20292,47	19430,08
10/02/2014	22375	20266,06	19436,50
11/02/2014	23125	20240,51	19422,37
12/02/2014	23500	20240,51	19447,75
13/02/2014	23150	20215,80	19452,68
14/02/2014	23200	20191,90	19457,19
17/02/2014	22900	20168,79	19461,33
18/02/2014	23200	20146,42	19465,11
20/02/2014	23750	21124,80	19468,58
21/02/2014	23500	20103,87	19471,76
24/02/2014	23800	20083,64	19474,67
25/02/2014	23750	20064,06	19477,34
26/02/2014	23825	20045,13	19479,78
27/02/2014	25175	20026,82	19482,01
28/02/2014	25500	20008,10	19484,06
03/03/2014	25400	19991,97	19485,94

Berdasarkan tabel 3 diperoleh plot seperti pada Gambar 10 berikut.



Gambar 10. Plot Data Saham dan Data Peramalan

Berdasarkan plot data saham dan hasil peramalan pada Gambar 10 diperoleh hasil bahwa peramalan bootstrap pada proses ARMA(1,1) cenderung lebih mendekati nilai data asli dibandingkan dengan peramalan model ARMA(1,1). Plot peramalan bootstrap pada proses ARMA(1,1) menunjukkan adanya trend naik, sama halnya seperti data saham yang diamati walaupun nilainya cenderung berbeda namun pola data hampir sama. Berbeda dengan plot untuk peramalan model ARMA(1,1) yang cenderung memiliki trend turun. Sehingga dapat disimpulkan bahwa peramalan bootstrap pada proses ARMA(1,1) lebih baik dibandingkan dengan model ARMA(1,1).

Simpulan dan saran

Dari hasil penelitian dan pembahasan maka penulis dapat menarik kesimpulan sebagai berikut.

1. Berdasarkan data saham AALI yang diteliti, diperoleh model terbaik ARMA(1,1). Estimasi parameter bootstrap pada proses ARMA(1,1) berdasarkan Shao & Tu (1995) dikerjakan sebagai berikut:

a. Dari data Z_1, Z_2, ... , Z_n yang diberikan, dilakukan pemusatan, yakni ganti Z_i dengan $Z_i - \bar{Z}$.

b. Kita cocokan data dengan model ARMA(1,1) dengan menggunakan plot ACF, plot PACF, uji signifikasi parameter, σ^2 , log likelihood, dan AIC, sehingga diperoleh estimasi ϕ_1 dan θ_1 .

c. Mencari nilai residual berdasarkan persamaan $Z_t = \hat{\phi}_1 Z_{t-1} + a_t - \hat{\theta}_1 a_{t-1}$ untuk t = 2,3,…,n.

d. Tetapkan $Z_1 = Z_1^*$ sebagai sampel inisial bootstrap.

e. Menemukan data bootstrap berdasarkan model ARMA(1,1)

$$Z_t^* = \hat{\phi}_1 Z_{t-1}^* + a_t^* - \hat{\theta}_1 a_{t-1}^*, t = 2, 3, ..., n.$$

dengan ϕ_1 dan θ_1 diperoleh dari estimasi awal model ARMA(1,1) dan a_1^*, a_2^*, ... , a_n^* diperoleh dari sampling acak tanpa pengembalian dari residual a_1, a_2, ... , a_n.

f. Dari sampel bootstrap Z_1^*, Z_2^*, ... , Z_n^* dilakukan pemusatan kedua, yakni Z_1^* diganti dengan $Z_1 = \bar{Z}^*$

dimana

$$\bar{Z}^* = \frac{\sum_{t=1}^{n} Z_t^*}{n}.$$

Dari sini diperoleh estimator bootsrap pada proses ARMA yaitu

$$\hat{\phi}_1^{\ *} = \frac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t^{\ *} Z_{t+2}^{\ *}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t^{\ *} Z_{t+1}^{\ *}} \text{ dan}$$

$$\hat{\theta}_1^{\ *} = \frac{-\dfrac{\left(\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t^{\ *} Z_{t+2}^{\ *}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t^{\ *} Z_{t+1}^{\ *}}\right)^2 - 2\dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t^{\ *} Z_{t+2}^{\ *}}{\sum_1^n z_t^{\ *2}} + 1 \right)}{\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t^{\ *} Z_{t+1}^{\ *}}{\sum_1^n z_t^{\ *2}} - \dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t^{\ *} Z_{t+2}^{\ *}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t^{\ *} Z_{t+1}^{\ *}} \right)}}{2} \pm \frac{\sqrt{\left(\dfrac{\left(\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t^{\ *} Z_{t+2}^{\ *}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t^{\ *} Z_{t+1}^{\ *}}\right)^2 - 2\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t^{\ *} Z_{t+2}^{\ *}}{\sum_1^n z_t^{\ *2}}\right) + 1 \right)}{\left(\dfrac{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t^{\ *} Z_{t+1}^{\ *}}{\sum_1^n z_t^{\ *2}} - \dfrac{\sum_{t=1}^{n-2} Z_t^{\ *} Z_{t+2}^{\ *}}{\sum_{t=1}^{n-1} Z_t^{\ *} Z_{t+1}^{\ *}} \right)}\right)^2 - 4}}{2}$$

2. Hasil estimasi parameter bootstrap pada proses ARMA(1,1) berdasarkan simulasi R adalah ϕ_1=0,9160 dan θ_1 =-0,1932.

3. Bootstrap pada proses ARMA(1,1) memberikan hasil peramalan yang lebih akurat dibanding model ARMA(1,1) yang ditunjukkan dengan hasil estimasi parameter untuk bootsrap pada proses ARMA(1,1) memiliki nilai σ^2 lebih kecil, nilai log likelihood yang lebih besar serta nilai AIC yang lebih kecil yaitu nilai σ^2 =209883, nilai log likelihood -2060,82 dan nilai AIC 4127,64. Sedangkan untuk model ARMA(1,1) memiliki nilai σ^2 =213004, nilai log likelihood -2063,69 dan nilai AIC 4133,38.

Berdasarkan hasil penelitian maka saran yang dapat disampaikan adalah sebagai berikut.

1. Estimasi parameter bootstrap pada proses ARMA dapat diterapkan pada data yang lain yang memiliki model terbaik ARMA untuk mendapatkan peramalan yang lebih akurat.
2. Perlu diteliti estimasi model bootstrap pada proses ARIMA(*p,d,q*), ARCH, GARCH serta model yang lain untuk meramalkan data saham.
3. Peneliti menggunakan software R.2.12.1 dalam estimasi parameter bootstrap pada proses ARMA(1,1), untuk penelitian selanjutnya disarankan menggunakan software yang lain seperti S-Plus maupun Matlab.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kepada bapak, ibu, teman-teman yang telah membantu dan pihak-pihak yang terkait dalam penulisan artikel ilmiah ini.

Daftar pustaka

Efron, B. & Robert J. T. 1993. *An Introduction Bootstrap*. CRC press LCC: Washington D. C.

Mulyana, D. 2011. Analisis Likuiditas Saham serta Pengaruhnya terhadap Harga Saham pada Perusahaan yang Berada pada Indeks LQ45 di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Magister Manajemen*, 4(1): 77-96.

Rosadi, D. 2009. *Pengantar Analisa Data Runtun Waktu Dengan Eviews 4.0* : Yogyakarta.

Shao, J. & Tu, D. 1995. *The Jacknife and Bootstrap*. New York: Springer.

Soejoeti, Z. 1987. *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu*. Karunika: Jakarta.

Wei, W.W.S. 1994. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. United State of America: Addison-Wesley Publishing Company.