ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 5, Nomor 4, Tahun 2016, Halaman 651-661
Online di: http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian

PREDIKSI RETURN PORTOFOLIO MENGGUNAKAN METODE KALMAN FILTER

Dita Rosita Sari[1], Tatik Widiharih[2], Sugito[3]
[1]Mahasiswa Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro
[2,3]Staff Pengajar Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

ABSTRACT

Stock is an evidence for individual or institutional ownership about a company. To cover losses in stocks investment, should be done diversification to spread risk in some stocks called as portfolio. Portfolio is a joint of two or more stocks investment that are choosen as investment's targets over spesific time periods and certain rules. To minimize losses in stocks investment, needed to predict portfolio return for some coming periods. Good prediction has small difference with actual data. One method that can minimize MSE is Kalman Filter. Kalman Filter estimates a process through feed back Control Mechanism called recursion. The variable used are monthly portfolio return of PT Mayora Indah Tbk and PT Indofood Sukses Makmur Tbk in January 2005 until December 2015. Data In January 2005 until December 2014 are used to predict the return portfolio for Year 2015. After that, an interval is made for those forecast results and compare with actual data. If actual data are residing in the interval, then Kalman Filter method can be used to predict portfolio return for year 2016. The MSE value with kalman Filter is 0,00225 and the MSE value with Box-Jenkis method is 0,00253, so Kalman Filter can minimize the MSE value.

Keywords : portfolio return, Box-Jenkins, Kalman Filter

1. PENDAHULUAN

Investasi pada hakikatnya merupakan penempatan sejumlah dana pada saat ini dengan harapan untuk memperoleh keuntungan di masa mendatang. Umumnya investasi dibedakan menjadi dua, yaitu investasi pada aset keuangan dan investasi pada aset riil. Investasi pada aset keuangan yang dilakukan di pasar uang, misalnya berupa sertifikat deposito, surat berharga, dan surat berharga pasar uang, serta di pasar modal, misalnya berupa saham, obligasi, waran, dan opsi. Investasi pada aset riil diwujudkan dalam bentuk pembelian aset produktif, yaitu pendirian pabrik, pembukaan pertambangan, dan pembukaan perkebunan[5].

Saat ini dengan semakin banyaknya emiten yang mencatatkan sahamnya di bursa efek, perdagangan saham semakin marak dan menarik para investor untuk terjun dalam jual beli saham. Saham dapat didefinisikan surat berharga sebagai bukti pernyataan atau pemilikan individu maupun institusi terhadap suatu perusahaan. Apabila seorang investor membeli saham, maka ia akan menjadi pemilik dan disebut sebagai pemegang saham perusahaan tersebut[1].

Investor yang bijaksana tidak akan menempatkan semua uang mereka ke dalam satu instrumen investasi. Hal ini dilakukan supaya jika salah satu instrumen investasi mengalami kerugian, masih ada instrumen investasi lain bisa diharapkan menutup kerugian tersebut. Gabungan dari instrumen investasi ini yang disebut sebagai portofolio[3].

Risiko yang tak terhindarkan harus diminimalisir sehingga perlu adanya prediksi beberapa periode ke depan. Prediksi yang baik memiliki selisih peramalan dengan data aktual yang kecil. Salah satu metode yang dapat meminimumkan MSE (*Mean Squared*

Error) adalah Kalman Filter. Kalman Filter mengestimasi suatu proses melalui mekanisme kontrol umpan balik yang disebut dengan rekursi. Persamaan untuk Kalman Filter dikelompokkan dalam dua bagian, yaitu persamaan update waktu dan persamaan update pengukuran. Persamaan update waktu bertugas untuk mendapatkan nilai pra-estimasi untuk waktu selanjutnya, sedangkan persamaan update pengukuran bertugas untuk keperluan umpan balik, yaitu memadukan hasil pasca estimasi dengan nilai pra-estimasi untuk mendapatkan nilai estimasi yang lebih baik (meminimumkan MSE)[7].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Return* Portofolio

Berikut ini adalah langkah-langkah dalam menghitung *return* portofolio:

a. *Return* Aset Masing-masing Saham : $R_{ti} = \ln\left[\frac{P_{ti}}{P_{ti-1}}\right]$

b. *Expected Return* Aset Masing-masing Saham : $\mu_i = \frac{1}{T_i}\sum_{t_i=2}^{T_i} R_{ti}$

c. Varian Kovarian *Return* Aset

Matriks varian kovarian *return* aset dengan elemen sebagai berikut:

Varian : $\sigma_{ii} = \frac{1}{T_i-1}\sum_{t_i=2}^{T_i}(R_{ti} - \mu_i)^2$

Kovarian: $\sigma_{ij} = \frac{1}{T_{ij}-1}\sum_{t_{ij}=2}^{T}(R_{ti} - \mu_i)\,(R_{tj} - \mu_j)$, untuk $i \neq j$

d. Vektor Bobot : $\boldsymbol{w} = \frac{\Sigma^{-1}\mathbf{1}_N}{\mathbf{1}_N^t\Sigma^{-1}\mathbf{1}_N}$

e. *Return* Portofolio : $\boldsymbol{y_t} = \sum_{i=1}^{N} w_i R_{ti}$ di mana $w_i \in \boldsymbol{w}$

2.2 Analisis Runtun Waktu *Box-Jenkins*

2.2.1 Stasioneritas Data

a. Stasioneritas *Mean*

Stasioneritas *mean* dapat dilihat menggunakan uji formal yaitu uji akar unit *Augmented Dickey-Fuller* sebagai berikut[10] :

H_0 : $\gamma = 0$ (Proses tidak stasioner)

H_1 : $\gamma < 0$ (Proses stasioner)

$$ADF_{hitung} = \frac{\hat{\gamma}}{se(\hat{\gamma})}$$

Kriteria ujinya adalah H_0 ditolak jika $ADF_{hitung} \leq$ nilai kritis *Augmented Dickey-Fuller*.

b. Stasioneritas Varian

Untuk melihat stasioneritas varian dilakukan melalui transformasi *Box Cox*[12] yaitu:

$$T(y_t) = \frac{y_t^{\lambda}-1}{\lambda}$$

Jika *rounded value* = 1 maka dapat disumpulkan observasi stasioneritas varian.

2.2.2 *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF)

a. *Autocorrelation Function* (ACF)

Kovarian $\boldsymbol{y_t}$ dan $\boldsymbol{y_{t+g}}$ dapat dituliskan sebagai berikut[12]:

$$\gamma_g = Cov(\boldsymbol{y_t}, \boldsymbol{y_{t+g}}) = E(\boldsymbol{y_t} - \mu)(\boldsymbol{y_{t+g}} - \mu)$$

Korelasi antara $\boldsymbol{y_t}$ dan $\boldsymbol{y_{t+g}}$ adalah

$$\rho_g = \frac{Cov(\boldsymbol{y_t}, \boldsymbol{y_{t+g}})}{\sqrt{Var(\boldsymbol{y_t})}\sqrt{Var(\boldsymbol{y_{t+g}})}}$$

Untuk proses yang stasioner, nilai autokovarian γ_g dan nilai autokorelasi ρ_g memiliki sifat sebagai berikut:

a. $\gamma_0 = Var(\boldsymbol{y_t})$; $\rho_0 = 1$.

b. $|\gamma_g| \leq \gamma_0$; $|\rho_g| \leq 1$.
c. $\gamma_g = \gamma_{-g}$ dan $\rho_g = \rho_{-g}$ untuk semua g.

b. ***Partial Autocorrelation Function*** **(PACF)**

Autokorelasi parsial antara $\boldsymbol{y_t}$ dan $\boldsymbol{y_{t+g}}$ adalah sebagai berikut[12]:

$$\phi_{gg} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{g-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{g-3} & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{g-4} & \rho_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{g-1} & \rho_{g-2} & \rho_{g-3} & \cdots & \rho_1 & \rho_g \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{g-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{g-1} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{g-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{g-1} & \rho_{g-2} & \rho_{g-3} & \cdots & 1 \end{vmatrix}}$$

Jika ada lag yang keluar dari batas standar eror ACF atau PACF maka dinyatakan signifikan pada lag ke - g.

2.2.3 Identifikasi Model

a. Model *Autoregressive* (AR(p)) : $\dot{y}_t = \phi_1\dot{y}_{t-1} + \cdots + \phi_p\dot{y}_{t-p} + a_t$
b. Model *Moving Average* (MA(q)) : $\dot{y}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q}$
c. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA(p, q))

$\phi_p(B)\dot{y}_t = \theta_q(B)a_t$

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

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

$\dot{y}_t = y_t - \mu$

2.2.4 Estimasi Parameter

Ordinary Least Square (OLS) merupakan estimasi yang meminimumkan kuadrat selisih antara nilai parameter sebenarnya dengan nilai estimasinya[12].

Diberikan model AR(1) sebagai berikut:

$$y_t - \mu = \phi_1(y_{t-1} - \mu) + a_t$$

Estimasi *least square* dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat error, yaitu

$$S_c(\phi_1, \mu) = \sum_{t=2}^{T}[(y_t - \mu) - \phi_1(y_{t-1} - \mu)]^2$$

Selanjutnya jumlah kuadrat tersebut dilakukan diferensial terhadap μ dan disamakan dengan 0, sehingga diperoleh:

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{t=2}^{T} y_t - \phi_1 \sum_{t=2}^{T} y_{t-1}}{(T-1)(1-\phi_1)}$$

Dengan cara yang sama, dilakukan differensial terhadap ϕ_1 dan diperoleh sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_1 = \frac{\sum_{t=2}^{T}(y_t - \hat{\mu})(y_{t-1} - \hat{\mu})}{\sum_{t=2}^{T}(y_{t-1} - \hat{\mu})^2}$$

2.2.5 Uji Signifikansi Parameter

a. **Uji Signifikansi Parameter Model *Autoregressive* (AR(p))**

Hipotesis model *autoregressive* (AR(p)) sebagai berikut[9]:

H$_0$: $\phi_b = 0$ (Parameter ke-b tidak signifikan terhadap model)

H$_1$: $\phi_b \neq 0$ untuk b = 1, 2, 3,…, p (Parameter ke-b signifikan terhadap model)

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_b}{se(\hat{\phi}_b)}$$

Kriteria ujinya adalah menolak H$_0$ jika $|t_{hitung}| \geq t_{(\frac{\alpha}{2}, T-p)}$.

b. **Uji Signifikansi Parameter Model *Moving Average* (MA(q))**

Hipotesis model *moving average* (MA(q)) sebagai berikut[9]:

H_0 : $\theta_b = 0$ (Parameter ke-b tidak signifikan terhadap model)
H_1 : $\theta_b \neq 0$ untuk b = 1, 2, 3,…, q (Parameter ke-b signifikan terhadap model)

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_b}{se(\hat{\theta}_b)}$$

Kriteria ujinya adalah menolak H_0 jika $|t_{hitung}| \geq t_{(\frac{\alpha}{2},T-q)}$

2.2.6 Checking Model (Uji Asumsi)

a. Uji Independensi Residual

Uji *Ljung-Box* dapat digunakan untuk menguji independensi residual antar lag[12].

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \cdots = \rho_G = 0$ (tidak ada korelasi residual antar lag)
H_1 : minimal ada satu nilai $\rho_g \neq 0$ untuk g = 1,2,3,...,G (ada korelasi residual antar lag)

$$Q = T(T+2)\sum_{g=1}^{G}(T-g)^{-1}\,\hat{\rho}_g^2$$

Kriteria ujinya adalah menolak jika $Q \geq \chi^2_{(\alpha,G-p-q)}$
di mana G adalah lag maksimum yang diperoleh dari plot ACF dan PACF.

b. Uji Normalitas Residual

Uji normalitas yang digunakan adalah Uji *Kolmogorov-Smirnov* sebagai berikut[4]:

H_0 : Residual data berdistribusi normal
H_1 : Residual data tidak berdistribusi normal

$$D_{hitung} = \sup_y |S(y) - F_0(y)|$$

di mana $S(y)$ = proporsi nilai-nilai observasi yang ≤ y (distribusi empirik)
$F_0(y)$ = fungsi distribusi kumulatif normal (fungsi distribusi yang dihipotesiskan)

Kriteria ujinya adalah menolak jika $D_{hitung} \geq D_{(\alpha,\, n)}$.

c. Uji Homoskedastisitas Residual

Uji homoskedastisitas residual yang digunakan adalah uji *Lagrange Multiplier* (LM) yang dapat digunakan juga untuk mendeteksi adanya proses ARCH/GARCH dengan cara meregresikan kuadrat dari residual model[11]:

$$a_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \alpha_2 a_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_g a_{t-g}^2 + e_t \text{ , t = g + 1, … , T}$$

dimana a_t : residual observasi pada saat t
e_t : residual model

H_0: $\alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_G = 0$ (tidak terdapat efek ARCH/GARCH)
H_1: minimal ada satu nilai $\alpha_g \neq 0$ dengan g = 1,2,3, …, G (terdapat efek ARCH/GARCH)

$$LM = (T - G)\, R^2$$

di mana $R^2 = \frac{\sum_{t=1}^{T}(\widehat{a_t^2} - \overline{a_t^2})^2}{\sum_{t=1}^{T}(a_t^2 - \overline{a_t^2})^2}$

T : banyaknya observasi dan G : lag maksimum

Kriteria ujinya adalah menolak jika $LM \geq \chi^2_{(\alpha,G)}$

2.2.7 Akaike's Information Criterion (AIC)

Untuk menentukan model terbaik dapat dilakukan menggunakan AIC (*Akaike's Information Criterion*) yang didefinisikan sebagai[11]:

$$\text{AIC(k)} = \ln(\sigma_a^2) + \frac{2k}{T}$$

di mana k = jumlah parameter dalam model

$$\sigma_a^2 = \frac{\sum_{t=1}^{T}\hat{a}_t^2}{T}$$

Model terbaik diperoleh dengan memilih nilai AIC terkecil.

2.3 Kalman Filter

Representasi ruang keadaan untuk y_t diberikan pada persamaan berikut[6]:

$$\boldsymbol{\xi}_{t+1} = \boldsymbol{B}\boldsymbol{\xi}_t + \boldsymbol{v}_{t+1} \quad (1)$$
$$\boldsymbol{y}_t = m + \mathbf{z}'\boldsymbol{\xi}_t \quad (2)$$
di mana

$\boldsymbol{\xi}_t$: vektor yang diperoleh dari model AR(p), MA(q) atau ARMA(p, q) berukuran (p x 1)

B : matriks parameter dari variabel $\boldsymbol{\xi}_t$ berukuran (p x p)

m : μ dari model ARMA

$\boldsymbol{z}$: vektor parameter dari variabel $\boldsymbol{\xi}_t$ berukuran ((q+1) x 1)

$\boldsymbol{v}_t$: vektor *white noise* dari ruang keadaan berukuran (p x 1)

2.3.1 Proses Rekursi dan Peramalan Kalman Filter

Kalman Filter mengestimasi suatu proses melalui mekanisme kontrol umpan balik, hal inilah yang disebut dengan rekursi. Persamaan untuk Kalman Filter dikelompokkan dalam dua bagian, yaitu persamaan update waktu dan persamaan update pengukuran.

Persamaan update waktu adalah sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\xi}}^{-}_{t+1|t} = \boldsymbol{B}\hat{\boldsymbol{\xi}}_{t|t}$$

MSE nya adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{A}^{-}_{t+1|t} = \boldsymbol{B}\boldsymbol{A}_{t|t}\boldsymbol{B}' + \boldsymbol{Q}$$

MSE diperoleh dari jumlah diagonal matriks.

Persamaan update pengukuran adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{K}_t = \boldsymbol{A}^{-}_{t+1|t}\boldsymbol{z}\left(\boldsymbol{z}'\boldsymbol{A}^{-}_{t+1|t}\boldsymbol{z}\right)^{-1}$$
$$\hat{\boldsymbol{\xi}}_{t+1|t} = \hat{\boldsymbol{\xi}}^{-}_{t+1|t} + \boldsymbol{K}_t(\mathbf{y}_t - \boldsymbol{z}'\hat{\boldsymbol{\xi}}^{-}_{t+1|t})$$

MSE nya adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{A}_{t+1|t} = \boldsymbol{A}^{-}_{t+1|t} - \boldsymbol{K}_t\boldsymbol{z}'\boldsymbol{A}^{-}_{t+1|t}$$

MSE diperoleh dari jumlah diagonal matriks.

Didefinisikan $\hat{\boldsymbol{\xi}}^{-}_{t+1|t}$ sebagai pra-estimasi dan $\hat{\boldsymbol{\xi}}_{t+1|t}$ sebagai pasca estimasi.

Persamaan update waktu bertugas untuk mendapatkan nilai pra-estimasi untuk waktu selanjutnya, sedangkan persamaan update pengukuran bertugas untuk keperluan umpan balik, yaitu memadukan hasil pasca estimasi dengan nilai pra-estimasi untuk mendapatkan nilai estimasi yang lebih baik (meminimumkan MSE). Persamaan update waktu disebut juga persamaan prediksi, sedangkan persamaan update pengukuran disebut persamaan koreksi.

Untuk peramalan k langkah ke depan adalah sebagai berikut:

Persamaan update waktu adalah sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\xi}}^{-}_{t+k|t} = \boldsymbol{B}^{k}\hat{\boldsymbol{\xi}}_{t|t}$$

MSE nya adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{A}^{-}_{t+k|t} = \boldsymbol{B}^{k}\boldsymbol{A}_{t|t}(\boldsymbol{B}')^{k} + \boldsymbol{B}^{k-1}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{B}')^{k-1} + \boldsymbol{B}^{k-2}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{B}')^{k-2} + \cdots + \boldsymbol{B}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{B}' + \boldsymbol{Q}$$

MSE diperoleh dari jumlah diagonal matriks.

Persamaan update pengukuran adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{K}_t = \boldsymbol{A}^{-}_{t+k|t}\boldsymbol{z}\left(\boldsymbol{z}'\boldsymbol{A}^{-}_{t+k|t}\boldsymbol{z}\right)^{-1}$$
$$\hat{\boldsymbol{\xi}}_{t+k|t} = \hat{\boldsymbol{\xi}}^{-}_{t+k|t} + \boldsymbol{K}_t(\mathbf{y}_t - \boldsymbol{z}'\hat{\boldsymbol{\xi}}^{-}_{t+k|t})$$

MSE nya adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{A}_{t+k|t} = \boldsymbol{A}^{-}_{t+k|t} - \boldsymbol{K}\boldsymbol{z}'\boldsymbol{A}^{-}_{t+k|t}$$

MSE diperoleh dari jumlah diagonal matriks.

2.4 Estimasi Interval

Estimasi interval ini diperoleh dari hasil peramalan $y_{t+1}, \ldots, y_{t+k}$, yang digunakan untuk melihat, apakah hasil peramalan mendekati data aktual atau tidak. Sehingga dapat digunakan untuk mengambil keputusan bahwa peramalan dilanjutkan dengan metode Kalman Filter atau berhenti pada metode *Box-Jenkins*.

Misalkan $Y_{t+1}, \dots, Y_{t+k}$ merupakan variabel dengan fungsi densitas bersama $f(y_{t+1}, \dots, y_{t+k}; \theta), \theta \in \Omega$, di mana Ω merupakan interval hasil peramalan $y_{t+1}, \dots, y_{t+k}$ dengan $L = l(y_{t+1}, \dots, y_{t+k})$ dan $U = u(y_{t+1}, \dots, y_{t+k})$, maka nilai-nilai $l(y_{t+1}, \dots, y_{t+k})$ dan $u(y_{t+1}, \dots, y_{t+k})$ dapat dihitung[2].

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan bersifat sekunder bersumber dari *finance.yahoo.com* yang terdiri dari harga penutupan saham harian PT Mayora Indah Tbk dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk pada tanggal 1 Januari 2005 sampai 31 Desember 2015. Variabel yang digunakan adalah data rata-rata harga saham bulanan PT Mayora Indah Tbk dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk sebagai variabel observasi yang digunakan dalam penentuan *return* portofolio, pemodelan ARMA, dan peramalan Kalman Filter.

Langkah-langkah yang dilakukan untuk menganalisis data penelitian adalah:

1. Menghitung bobot masing-masing saham untuk membentuk *return* portofolio.
2. Menganalisis model ARMA *Box-Jenkins*
3. Meramalkan *return* portofolio tahun 2015 dengan metode Kalman Filter.
4. Membandingkan data aktual dengan estimasi interval prediksi *return* portofolio tahun 2015, apabila data aktual berada di antara interval, maka dilanjutkan meramalkan *return* portofolio tahun 2016 dengan metode Kalman Filter.
5. Meramalkan *return* portofolio tahun 2016 dengan metode Kalman Filter.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 *Return* Portofolio

Berikut ini adalah hasil perhitungan *return* portofolio:

a. *Return* Aset Masing-masing Saham

Return aset MYOR saat $t = 2$

$R_{2,1} = \ln\left[\frac{P_{2,1}}{P_{1,1}}\right] = \ln\left[\frac{1255}{1202}\right] = 0.04315$

Return aset MYOR saat $t = 3$

$R_{3,1} = \ln\left[\frac{P_{3,1}}{P_{2,1}}\right] = \ln\left[\frac{1291}{1255}\right] = 0.02861$

b. *Expected Return* Aset Masing-masing Saham

Expected Return Aset MYOR

$\mu_1 = \frac{1}{119}(0.04315 + 0.02861 + \dots + (-0.14308)) = 0.02451$

Expected Return Aset INDF

$\mu_2 = \frac{1}{119}(0.06912 + 0.23870 + \dots + (-0.00743)) = 0.01737$

c. Varian Kovarian *Return* Aset

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.01035 & 0.00416 \\ 0.00416 & 0.20078 \end{bmatrix}$$

d. Vektor Bobot

$$\boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} 0.96951 \\ 0.03049 \end{bmatrix}$$

Untuk membentuk *return* portofolio, *return* aset PT Mayora Indah Tbk (MYOR) diboboti sebesar 0.96951 dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) diboboti sebesar 0.03049.

e. *Return* Portofolio

Return Portofolio saat $t = 2$

$y_2 = (0.96951 \times 0.04315) + (0.03049 \times 0.06912) = 0.04394$

4.2 Analisis Runtun Waktu *Box-Jenkims*

4.2.1 Stasioneritas Data

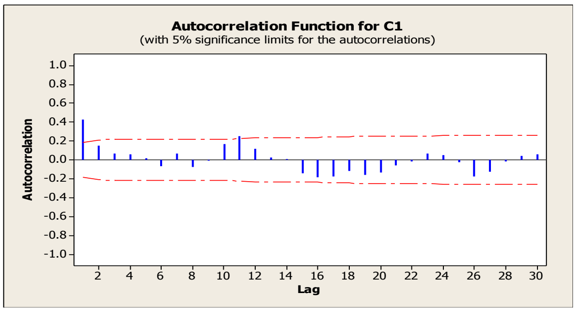
a. Stasioneritas *Mean*

Berdasarkan output diperoleh nilai Probabilitas *Augmented Dickey-Fuller* = 0.0000 < α = 0.05 sehingga dapat disimpulkan bahwa H_0 ditolak yang artinya *return* portofolio sudah stasioner dalam mean.

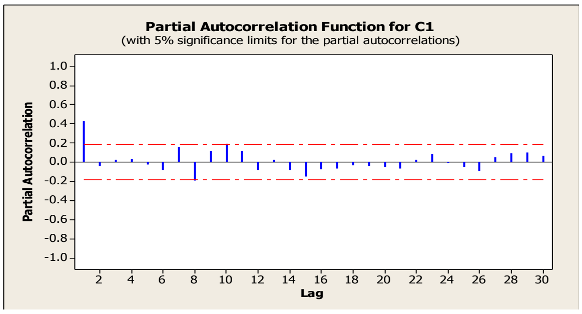
b. Stasioneritas Varian

Berdasarkan output diperoleh nilai *Rounded Value* = 1, artinya *return* portofolio sudah stasioner dalam varian.

4.2.2 Identifikasi Model



Gambar 2. Plot ACF *Return* Portofolio



Gambar 3. Plot PACF *Return* Portofolio

Plot ACF *cut off* pada lag 1 dan 11 serta plot PACF pada lag 1 sehingga dapat disimpulkan bahwa diperoleh proses MA dengan orde 1 dan 11 serta proses AR dengan orde 1.

4.2.3 Uji Signifikansi Parameter

Tabel 3. Uji Signifikansi Parameter Model *Return* Portofolio

Model	Parameter	Estimasi	t_{hitung}	P-Value	Keputusan
ARMA (1, 0)	c	0.0235			
	ϕ_1	0.4388	5.21	< 0.0001	H_0 ditolak
ARMA (0, 1)	c	0.0240			
	θ_1	-0.4038	-4.77	< 0.0001	H_0 ditolak
ARMA (1, 1)	c	0.0236			
	ϕ_1	-0.0840	1.84	0.0135	H_0 diterima
	θ_1	-0.3700	-0.39	0.8982	H_0 diterima
ARMA (0, [11])	c	0.0201			
	θ_{11}	-0.3175	-3.54	0.0006	H_0 ditolak
ARMA (1, [11])	c	0.0205			
	ϕ_1	0.4148	4.82	< 0.0001	H_0 ditolak
	θ_{11}	-0.2596	-2.81	0.0058	H_0 ditolak
ARMA (0, [1, 11])	c	0.0208			
	θ_1	-0.3761	-2.87	0.0049	H_0 ditolak
	θ_{11}	-0.2638	-4.35	< 0.0001	H_0 ditolak
ARMA (1, [1, 11])	c	0.0205			
	ϕ_1	0.4043	1.92	0.0575	H_0 diterima
	θ_1	-0.0126	-0.06	0.9562	H_0 diterima
	θ_{11}	-0.2592	-2.79	0.0062	H_0 ditolak

Parameter model ARMA (1, 0), ARMA (0, 1), ARMA(0, [11]), ARMA(1, [11]), dan ARMA(0, [1, 11]) signifikan terhadap model, sedangkan parameter model ARMA (1, 1) dan ARMA(1, [1, 11]) tidak signifikan terhadap model.

4.2.4 *Checking* Model (Uji Asumsi)

a. Uji Independensi Residual

Tabel 4. Nilai Statistik *Ljung-Box*

Model	Lag	P-Value	Keterangan
ARMA (1, 0)	6	0.6732	H_0 diterima
	12	0.0970	H_0 diterima
	18	0.1579	H_0 diterima
	24	0.2869	H_0 diterima
ARMA (0, 1)	6	0.2990	H_0 diterima
	12	0.0561	H_0 diterima
	18	0.0688	H_0 diterima
	24	0.1263	H_0 diterima
ARMA (0, [11])	6	0.0001	H_0 ditolak
	12	0.0040	H_0 ditolak
	18	0.0011	H_0 ditolak
	24	0.0012	H_0 ditolak
ARMA (1, [11])	6	0.4374	H_0 diterima
	12	0.3457	H_0 diterima
	18	0.4741	H_0 diterima
	24	0.6625	H_0 diterima
ARMA (0, [1, 11])	6	0.1359	H_0 diterima
	12	0.1805	H_0 diterima
	18	0.2066	H_0 diterima
	24	0.3132	H_0 diterima

Pada model ARMA (1, 0), ARMA (0, 1), ARMA(1, [11]), dan ARMA(0, [1, 11]) memenuhi asumsi independensi residual sedangkan pada model ARMA (0, [11]) tidak memenuhi asumsi independensi residual.

b. Uji Normalitas Residual

Tabel 5. Uji *Kolmogorov-Smirnov*

Model	KS	P-Value	Keterangan
ARMA (1, 0)	0.059	> 0.150	H_0 diterima
ARMA (0, 1)	0.051	> 0.150	H_0 diterima
ARMA (1, [11])	0.068	0.134	H_0 diterima
ARMA (0, [1, 11])	0.038	> 0.150	H_0 diterima

Pada model ARMA (1, 0), ARMA (0, 1), ARMA(1, [11]), dan ARMA(0, [1, 11]) memiliki P_Value > nilai α (0.05), sehingga dapat disimpulkan model ARMA (1, 0), ARMA (0, 1), ARMA(1, [11]), dan ARMA(0, [1, 11]) memiliki residual data yang berdistribusi normal.

c. Uji Homoskedastisitas Residual

Pada model ARMA (1, 0), ARMA (0, 1), dan ARMA (1, [11]), memiliki nilai probabilitas *Chi-Square* > nilai α (0.05), sedangkan pada model ARMA(0, [1, 11]) terdapat nilai probabilitas *Chi-Square* < nilai α (0.05), sehingga dapat disimpulkan dalam model ARMA (1, 0), ARMA (0, 1), dan ARMA(1, [11]) tidak terdapat efek ARCH/GARCH, sedangkan model model ARMA(0, [1, 11]) terdapat efek ARCH/GARCH.

4.2.5 *Akaike's Information Criterion* (AIC)

Tabel 6. Nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC)

Model	AIC
ARMA (1, 0)	-230.246
ARMA (0, 1)	-227.653
ARMA (1, [11])	-224.997

Model ARMA (1, 0) merupakan model terbaik. Jadi model ARMA *return* portofolio saham bulanan PT Mayora Indah Tbk dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk pada bulan Januari 2005 sampai Desember 2014 adalah:

$$y_t = 0.0235 + 0.4388 y_{t-1} + a_t$$

4.3 Kalman Filter

Model ARMA (1, 0) dapat dibentuk persamaan keadaan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\xi_{t+1}} = \boldsymbol{B\xi_t} + \boldsymbol{v_{t+1}} \qquad y_t = m + \boldsymbol{z}'\boldsymbol{\xi_t}$$

$$\boldsymbol{\xi_{t+1}} = \begin{bmatrix} 0.4388 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \boldsymbol{\xi_t} + \boldsymbol{v_{t+1}} \qquad y_t = 0.0235 + [1 \quad 1]\boldsymbol{\xi_t}$$

Tabel 7. Prediksi *Return* Portofolio Tahun 2015, Estimasi Interval, dan Data Aktual

Bulan	Peramalan *Return* Portofolio	Batas Bawah	Batas Atas	Data Aktual
Januari	-0.048143510	-0.2449825	0.1486954	0.025481332
Februari	-0.008298913	-0.2239357	0.2073378	0.076561862
Maret	0.009188881	-0.2101746	0.2285523	0.093373802
April	0.016864274	-0.2033373	0.2370658	-0.024319543
Mei	0.020233004	-0.2001859	0.2406520	-0.011838243
Juni	0.021711539	-0.1987744	0.2421974	-0.019196480
Juli	0.022360468	-0.1981497	0.2428707	0.016800498
Agustus	0.022645283	-0.1978750	0.2431656	0.008217379
September	0.022770289	-0.1977547	0.2432953	0.006167210
Oktober	0.022825154	-0.1977023	0.2433526	0.019244145
November	0.022849234	-0.1976798	0.2433783	-0.025919358
Desember	0.022859803	-0.1976705	0.2433901	0.025431388

Data aktual masih berada dalam kisaran batas atas dan batas bawah, sehingga dapat dikatakan model tersebut merupakan model yang baik dan dapat digunakan untuk meramalkan *return* portofolio pada tahun 2016.

Tabel 8. Perbandingan MSE Peramalan *Return* Portofolio 2015 dengan Metode Kalman Filter dan Box Jenkins

Bulan	Data Aktual	Prediksi Kalman Filter	e^2	Prediksi Box Jenkins	e^2
Januari	0.02548133	-0.048127060	0.00542	-0.0578	0.00694
Februari	0.07656186	-0.008284323	0.00720	-0.0178	0.00890
Maret	0.09337380	0.009198670	0.00709	0.0097	0.00700
April	-0.02431954	0.016870208	0.00170	0.0174	0.00174
Mei	-0.01183824	0.020236478	0.00103	0.0208	0.00107
Juni	-0.01919648	0.021713598	0.00167	0.0223	0.00172
Juli	0.01680050	0.022361758	0.00003	0.0230	0.00004
Agustus	0.00821738	0.022646171	0.00021	0.0232	0.00022
September	0.00616721	0.022770971	0.00028	0.0234	0.00030
Oktober	0.01924415	0.022825733	0.00001	0.0234	0.00002
November	-0.02591936	0.022849763	0.00238	0.0234	0.00243
Desember	0.02543139	0.022860307	0.00001	0.0235	0.00000
		$\Sigma\, e^2$ =	0.02701	$\Sigma\, e^2$ =	0.03038
		MSE =	0.00225	MSE =	0.00253

Sesuai tujuan Kalman Filter yang meminimumkan eror, hasil peramalan menggunakan metode Kalman Filter memiliki MSE yang lebih kecil dari pada metode *Box-Jenkins*.

Tabel 9. Prediksi *Return* Portofolio Tahun 2016

Bulan	Peramalan *Return* Portofolio	Data Aktual 2016	e^2
Januari	0.05581603	0.00801811	0.00228464
Februari	0.03481502	-0.01288972	0.00227574
Maret	0.02559978	0.11403756	0.00782124
April	0.02155613	0.08176142	0.00362468
Mei	0.01978177	0.14248750	0.01505670
Juni	0.01900319	0.02223727	0.00001046
Juli	0.01866154	0.00174213	0.00028627
Agustus	0.01851163		
September	0.01844585		
Oktober	0.01841698		
November	0.01840432		
Desember	0.01839876		
		$\Sigma\, e^2$ =	0.03136
		MSE =	0.00448

Hasil prediksi *return* portofolio tahun 2016 menggunakan metode *Kalman Filter* menunjukkan *return* tertinggi pada bulan Januari dan *return* portofolio terendah berada pada bulan Desember. Dalam setiap bulannya *return* portofolio mengalami penurunan namun tidak terdapat *return* portofolio yang bernilai negatif atau dapat dikatakan dalam tahun 2016 tidak mengalami kerugian.

Berdasarkan Tabel 10, terlihat bahwa hasil peramalan *return* portofolio tahun 2016 dan data aktual pada bulan Januari hingga Juli 2016 memiliki nilai MSE yang lebih besar dari pada nilai MSE peramalan *return* portofolio tahun 2015 dan data aktual 2015. Hal ini disebabkan oleh terjadinya lonjakan harga saham pada bulan Maret dan Mei.

5. KESIMPULAN

Dalam pembentukan *return* portofolio, *return* aset PT Mayora Indah Tbk (MYOR) diboboti sebesar 0.96951 atau 96.95% dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) diboboti sebesar 0.03049 atau 3.05%. Model ARMA untuk data *return* portofolio saham bulanan PT Mayora Indah Tbk dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk pada bulan Januari 2005 sampai Desember 2014 adalah ARMA (1, 0) dengan persamaan $y_t = 0.0235 + 0.4388y_{t-1} + a_t$. Hasil prediksi *return* portofolio saham bulanan PT Mayora Indah Tbk dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk tahun 2016 menunjukkan *return* tertinggi pada bulan Januari dan *return* portofolio terendah berada pada bulan Desember. Dalam setiap bulannya *return* portofolio mengalami penurunan namun tidak terdapat *return* portofolio yang bernilai negatif atau dapat dikatakan dalam tahun 2016 tidak mengalami kerugian.

6. DAFTAR PUSTAKA

[1] Anoraga, P. dan Pakarti, P. 2006. *Pengantar Pasar Modal*. Jakarta: Rineka Cipta.

[2] Bain, L.J. and Engelhardt M. 1992. *Introduction To Probability And Mathematical Statistics*, Second Edition. California: Duxbury.

[3] Brealey, R.A. and Myers, S.C. 2003. *Principles Of Corporate Finance*, Seventh Edition. United States: McGraw-Hill.

[4] Daniel, W.W. 1989. *Statistika Nonparametrik Terapan*. Kantjono, penerjemah. Jakarta : PT Gramedia.
[5] Halim, A. 2003. *Analisis Investasi*. Edisi Pertama. Jakarta: Salemba Empat.
[6] Hamilton, J.D. 1994. *Time Series Analysis*. New Jersey: Princeton University Press.
[7] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., and McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Edisi Kedua. Andriyanto dan Basith, penerjemah. Jakarta: Erlangga. Terjemahan dari: Forcasting Second Edition.
[8] Petris, G., Pertone, S., and Campagnoli, P. 2007. *Dynamic Linear Models with R*. New York: Springer.
[9] Rawlings, J.O., Pantula, S.G., and Dickey, D.A. 1998. *Applied Regression Analysis: a Research Tool*, Second Edition. New York: Springer.
[10] Shumway, R.H. and Stoffer, D.S. 2011. *Time Series Analysis and Its Applications with R Examples*. New York: Springer.
[11] Tsay, R.S. 2005. *Analysis of Financial Time Series*, Second Edition. New Jersey: John Wiley and Sons.
[12] Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, Second Edition. United States: Pearson Education.