Indones. J. Math. Nat. Sci. 45(1) 2022
Indonesian Journal of Mathematics and Natural Sciences
http://journal.unnes.ac.id/nju/index.php/JM

Pemodelan dan Peramalan Runtun Waktu Nonlinier dengan Metode Exponential Smooth Transition Autoregressive (ESTAR)

Ratih Permatasari*, Scolastika Mariani, Sugiman

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia
Gedung D7 Lt.1, Kampus Sekaran Gunungpati, Semarang 50229
*E-mail: ratihpermata@hotmail.com

Diterima 5 Januari 2022 Disetujui 2 Maret 2022 Dipublikasikan 28 April 2022

Abstrak

Model nonlinier merupakan salah satu model peramalan yang sering digunakan. Data return saham yang dijadikan kasus dalam penelitian ini adalah harga saham bulanan Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK). Untuk model runtun waktu nonlinier salah satu metode yang digunakan adalah Smooth Transition Autoregressive (STAR). Pemilihan fungsi transisi $G(s_t, \gamma, c)$diperoleh dari hasil uji nonlinieritas model STAR. Bentuk fungsi transisi yang tepat dapat ditentukan melalui uji Lagrange Multiplier tipe tiga (LM_3). Fungsi transisi yang diperoleh adalah fungsi eksponensial maka metode yang digunakan adalah Exponential Smooth Transition Autoregressive (ESTAR). Hasil penelitian dengan menggunakan program Eviews dan R menunjukkan model ESTAR(1,1). Model terbaik yang dihasilkan memiliki nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang cukup kecil yaitu 1,713772% dan 1,359567%.

Kata kunci: Autoregressive, serial waktu, nonlinier, ESTAR, MAPE

Abstract

Nonlinear model is the one of frequently used forecasting model. The stock return data case which used by this research is monthly stock price of Bumi Serpong Damai Tbk. (BSD, JK). One of the method of nonlinear time series model is Smooth Transition Autogressive (STAR). The selection of transition function $G(s_t, \gamma, c)$ obtained from nonlinearity test result of STAR model. The exact of transition function can be determined by the three type of Lagrange Multiper (LM_3). The transition function obatined is the exponential function then the method used is Exponential Smooth Transisiom Autogressive (ESTAR). The results of the study by using the Eviews and R programs show the ESTAR model (1,1). The best produce model has a small Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value that is 1,7132772% and 1,359567%.

Key words: *Autorgressiv, time series, nonlinearity, ESTAR, MAPE*

How to Cite:
Permatasari, R., Mariani, S., & Sugiman. (2018). Pemodelan dan peramalan runtun waktu nonlinier dengan metode exponential smooth transition autoregressive (ESTAR). *Indonesian Journal of Mathematics and Natural Science.*, 45(1), 20-29

PENDAHULUAN

Peramalan merupakan bagian vital bagi setiap organisasi bisnis dan untuk setiap pengambilan keputusan manajemen yang sangat signifikan (Sariani & Djie, 2013). Pada dasarnya terdapat dua pendekatan untuk melakukan peramalan yaitu pendekatan kualitatif dan pendekatan kuantitatif. Metode peramalan kualitatif digunakan ketika data historis tidak tersedia. Metode peramalan kuantitatif dapat dibagi menjadi dua tipe yaitu metode regresi (*causal*) dan runtun waktu (*time series*). Peramalan runtun waktu merupakan metode kuantitatif untuk pendugaan berdasarkan data masa lalu dari suatu variabel yang telah dikumpulkan secara teratur. Analisis *time series* terdiri dari metode untuk menganalisis data *time series* dengan mengambil parameter data statistik dan karakteristik lain dari data untuk memprediksi nilai masa depan berdasarkan nilai-nilai sebelumnya yang diamati (Phumchusri & Udom, 2014).

Dalam analisis runtun waktu, nilai data masa lalu saja yang berpengaruh. Proses yang terjadi dinamakan proses autoregresif, model autoregresif untuk proses autoregresif dapat disusun dengan metode Box-Jenkins atau sering disebut dengan ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Safitri *et al.* (2017) membandingkan peramalan *Exponential Smoothing Holt-Winters* dan ARIMA yang menghasilkan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* lebih tepat digunakan dibandingkan metode ARIMA. Penelitian lain menunjukkan bahwa model GARCH merupakan model terbaik jika dibandingkan dengan model ARCH (Sunarti *et al*., 2016) Sementara pada peramalan menggunakan model GSARIMA lebih baik digunakan untuk peramalan data PUAB di Jakarta (Wulandari *et al*, 2017). Model yang dihasilkan dalam penelitian-penelitian tersebut adalah model linier. Sementara tidak semua runtun waktu finansial adalah linier (Tsay,2005). Banyak data runtun waktu seperti data-data finansial dan perekonomian cenderung nonliner sehingga kurang sesuai jika digunakan metode Box-Jenkins (ARIMA) oleh karena itu, diperlukan model baru yang nonlinier terhadap data tersebut.

Terdapat beberapa macam model yang nonlinier, diantaranya *Threshold Autoregressive* (TAR), *Smooth Transition Autoregressive* (STAR), dan *Self Exciting Threshold Autoregressive* (SETAR). Sejak adanya artikel dari Terasvirta dan Anderson (1992) disitasi oleh Van Dijk (2002) model STAR menjadi pemodelan nonlinier yang populer dalam terapan bidang ekonomi modern. Model STAR terbagi menjadi dua model, yaitu model *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dan *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR).

Buncic (2008) menerapkan model ESTAR pada *bilateral exchange rate* dan menunjukkan bahwa penyesuaian dari *exchange rates* dapat diramalkan berdasarkan model nonlinier STAR. Penelitian lain pada real exchange rate di Algeria menyimpulkan bahwa model STAR dapat digunakan untuk meramalkan model nonlinier (Mohammed *et al.*, 2015).

Penelitian Tayyab *et al* (2012) menunjukkan bahwa model ESTAR merupakan model yang terbaik untuk *real exchange rate* tersebut. Model *real exchange rate* lain ditemukan pada pinggiran Afrika Selatan yang menyebutkan bahwa model ESTAR merupakan model terbaik yang digunakan pada penelitian (Aye *et al.,* 2013). Berdasarkan penjelasan tersebut perlu dilakukan analisis yang difokuskan pada pemodelan runtun waktu nonliner menggunakan metode ESTAR untuk meramalkan suatu data runtun waktu (*time series*) nonlinier menggunakan program Eviews dan R. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan data runtun waktu (*time series*) nonlinier menggunakan metode ESTAR dan meramalkan data runtun waktu nonlinier menggunakan metode ESTAR. 3). Mengetahui program yang lebih akurat antara program paket Eviews 9 dan R untuk meramalkan data runtun waktu nonlinier.

Peramalan (Forecasting)

Peramalan adalah kegiatan untuk memeperkirakan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang. Dalam usaha mengetahui atau melihat perkembangan di masa depan, peramalan dibutuhkan untuk menentukan kapan suatu peristiwa akan terjadi atau suatu kebutuhan akan timbul, sehingga dapat dipersiapkan kebijakan atau tindakan-tindakan yang perlu dilakukan. Peramalan merupakan bagian integral dari kegiatan pengambilan keputusan manajemen (Nasution, 2011).

Tujuan dan fungsi peramalan menurut Heizer dan Render (2006) yaitu untuk mengkaji kebijakan perusahaan yang berlaku saat ini dan dimasa lalu serta melihat sejauh mana pengaruh di masa datang. Permalan diperlukan karena adanya *Time Lag* atau *Delay* anatar saat suatu kebijakan perusahaan ditetapkan dengan saat impementasi. Permalan merupakan dasar penyusun bisnis pada suatu perusahaan sehingga dapat meningkatkan efektifitas suatu rencana bisnis.

Ketetapan metode peramalan dapat diketahui dengan melakukan serangkaian perhitungan. Ukuran–ukuran yang digunakan adalah ukuran statistik standar yang terdiri dari *Mean Error (ME), Mean Absolut Error (MAE), Sum Squared Error (SSE), Mean Squared Error (MSE),* dan *Standar Deviation of Error (SDE)*. Kemudian kedua adalah ukuran relatif diantaranya yaitu *Precent Tage Error, Mean Precent Tage Error,* dan *Mean Absolut Precent Tage Error.*

Runtun Waktu dan Stasioneritas

Di dalam analisis runtun waktu, asumsi stasioneritas dari data merupakan sifat yang penting. Selain plot data, plot fungsi autokorelasi (*autocorelaction functional*/ACF) dan plot fungsi autokorelasi parsial (*partial autocorrelation functional*/PACF), kestasioneran juga dapat dilihat menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

Model stasioner adalah model yang semua sifat statistiknya tidak berubah oleh pergeseran waktu sehingga untuk keperluan peramalan diharapkan data bersifat stasioner karena sifat historis data di masa lampau tetap ada dan digunakan pada peramalan periode mendatang. Kestasioneran data dapat diketahui menggunakan uji ADF. Untuk menggambarkan uji statistik ADF, berkaitan dengan autoregresif, dengan model AR sederhana;

$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t$

Menurut Tsay (2005), hipotesis stasioneritas daat dituliskan:

$H_o: \phi \geq 1$ (data runtun waktu tidak stasioner)

$H_1: \phi < 1$ (data runtun waktu stasioner).

Statistik uji ADF dapat dituliskan:

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

dengan $\hat{\phi}$ adalah koefisien *autoregressive* (AR), $sd(\hat{\phi})$ adalah simpangan baku dari taksiran koefisien AR. Uji tersebut daat diterapkan pada model AR(p).

Daerah kritis bahwa H_o ditolak jika $t_{hitung} > t_{\propto,n-p}$ atau $p - value < \propto$ dengan $\propto$ adalah tingkat signifikansi. Jika data belum stasioner, maka perlu dihitung log *return* dari data.

ACF dan PACF

Beberapa konsep yang berkaitan dengan analisis *time series* adalah *Autocorrelation Function (ACF)* atau fungsi autokorelasi dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)* atau fungsi autokorelasi parsial. Autokorelasi merupakan korelasi atau hubungan antar data pengamatan suatu data *time series.*

Dalam model *time series*, alat utama untuk mengidentifikasi model data yang akan diramalkan dengan menggunakan ACF/*Autocorrelation Function*/ Fungsi Autokorelasi. Koefisien autokorelasi (ACF) runtun waktu dengan selisih waktu (lag) 0,1,2 periode atau lebih, autokorelasi menghitung dan membuat plot nilai autokorelasi dari suatu data *time series*. Untuk menghitung koefisien korelasi antara dua variabel X dan Y yang dinotasikan sebagai r_{xy} untuk n pasangan observasi $(X_i, Y_i), i = 1, 2, 3, \ldots, n$ digunakan rumus sebagai berikut:

$$r_{xy} = \frac{Cov_{xy}}{\sqrt{Cov_{xx} Cov_{yy}}} = \frac{Cov_{xy}}{S_x S_y}$$

dengan: $S_x = \sqrt{Cov_{xx}} = \sqrt{Var_x}$ dan $S_y = \sqrt{Cov_{yy}} = \sqrt{Var_y}$ adalah deviasi standar X dan Y.

Menurut Makridakis *et al.*, (1999: 345), autokorelasi parsial digunakan dalam mengukur tingkat (*association*) antara Z_t dan Z_{t+k} apabila adanya pengaruh *time lag* 1,2,3, .., dan seterusnya sampai $k - 1$ dianggap terpisah. Fungsi Autokorelasi parsial (PACF) adalah himpunan autokorelasi parsial untuk berbagai lag k yang ditulis dengan $(a_{kk}; k = 1, 2, 3, \ldots, k)$ yakni himpunan autokorelasi parsial untuk berbagai lag k. Fungsi autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara X_t dan X_{t-k}, apabila pengaruh dari selisih waktu $1, 2, 3, \ldots, k - 1$ dianggap terpisah, didefinisikan :

$$a_{kk} = \frac{\left|\underset{\sim k}{\rho^*}\right|}{\left|\underset{\sim k}{\rho}\right|}$$

Dengan: $\underset{\sim k}{\rho}$ adalah matrik autokorelasi $k \times k$.

Model AR(p)

Jika *series* stasioner adalah fungsi linier dari nilai-nilai yang berurutan atau nilai sekarang *series* merupakan rata-rata tertimbang nilai-nilai lampaunya bersama dengan kesalahan sekarang, maka persamaan itu dinamakan model *autoregressive.* Model AR (*Autoregressive*) adalah suatu model yang menggambarkan bahwa variabel dependen dipengaruhi oleh variabel dependen itu sendiri pada periode-periode atau waktu-waktu sebelumnya (Sugiarto dan Harijono, 2000:17). Bentuk umum suatu proses *Autoregresive* tingkat AR (p) menurut Soejati (1987) adalah

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

Estimasi dari parameter model dapat diperoleh dengan menggunakan metode kuadrat terkecil *(least square method)*, yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat resdiual (*sum squared error*) berikut:

$$\sum a_t^2 = SSE = \sum_{t=1}^{n} (Z_t - \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p})^2$$

Dengan pengujian hipotesis:
$H_o: \phi_j = 0$ (parameter tidak signifikan)
$H_1: \phi_j \neq 1$ (parameter signifikan). j=1, 2, ..., p
Taraf signifikansi: $\propto$
Statistik Uji : $t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{se(\hat{\phi})}$
Dengan $se(\hat{\phi})$ adalah standar error dari $\hat{\phi}$.
Daerah kritis bahwa H_o ditolak jika $t_{hitung} > t_{\frac{\propto}{2}(n-p-1)}$ atau $p - value < \propto$ dengan $\propto$ adalah tingkat signifikansi.

Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik dapat dipilih berdasarkan nilai Akaike Info Criterion (AIC) (Wei: 1993), AIC dituliskan sebagai berikut:

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \tag{2.25}$$

dengan:
M = Jumlah parameter pada model
$\hat{\sigma}_a^2$ = Estimator maximum likelihood bagi σ_a^2
n = jumlah observasi
Kriteria AIC untuk memilih model yang terbaik, jika nilai AIC (M) minimum.

Model Exponential Smooth Transition Autoregressive (ESTAR)

Spesifikasi model *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR) adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1' X_t(1 - (1 - \exp(-\gamma(s_t - c)^2) + \phi_2' X_t(1 - (1 - \exp(-\gamma(s_t - c)^2) + \varepsilon_t$$

Estimasi Pemilihan Model

Estimasi parameter pada metode NLS ditentukan dengan meminimumkan jumlah kuadrat residu yang didefinisikan sebagai:

$$\hat{\theta} = argmin \sum_{t=1}^{T} \left(Z_t - F(X_t;\theta)\right)^2$$

dengan

$$F(X_t;\theta) = \phi_1' X_t\left(1 - G(s_t,\gamma,c)\right) + \phi_2' X_t G(s_t,\gamma,c)$$

Proses pencarian nilai parameter pada metode NLS ini dilakukan dengan menggunakan metode numerik yaitu metode *Gauss-Newton* untuk melakukan estimasi secara iterasi.

Metode *Gauss-Newton* merupakan suatu algoritma untuk meminimumkan jumlah kuadrat residu. Konsep yang mendasari teknik tersebut adalah uraian deret *Taylor* yang digunakan untuk menyatakan persamaan nonlinear semula dalam suatu bentuk pendekatan yang linier. Dengan demikian, teori NLS dapat digunakan untuk memperoleh estimator-estimator baru dari parameter yang bergerak ke arah yang meminimumkan jumlah kuadrat residu tersebut.

Evaluasi Peramalan

Menurut Van Dijk (1999), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan ukuran yang digunakan untuk evaluasi hasil peramalan. Semakin kecil nilai MAPE maka peramalan yang dihasilkan semakin baik.
MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \left|\left(\frac{P_t - \hat{P}_t}{P_t}\right) \times 100\%\right|$$

dengan:
P_t : data periode ke-t,
$\hat{P}_t$: peramalan periode ke-t,
n : banyaknya data yang diramalkan.

Return

Menurut Tsay (2005), log *return* didefinisikan seperti berikut:

$$r_t = ln\frac{Z_t}{Z_{t-1}}$$

dengan:
r_t : nilai data log *return.*
Z_t : data runtun waktu nonlinier pada waktu t.
Z_{t-1} : data runtun waktu nonlinier pada waktu t-1.

METODE

Penelitian ini termasuk dalam penelitian runtun waktu nonlinier. Data yang digunakan adalah data sekunder tentang data harga saham bulanan Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) periode 01 Juli 2008 sampai 01 Desember 2016, diambil dari alamat web http://finance.yahoo.com. Analisis data menggunakan software Microsoft Excel, Eviews dan Program R.

Langkah-langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut : (1) Menghitung nilai return dari data runtun waktu nonlinier tersebut. (2) Pengujian stasioneritas data return. (3) Identifikasi model runtun waktu stasioner. (4) Melakukan estimasi parameter. (5) Pengujian model terbaik AR. (6) Melakukan uji autokorelasi dan homokedastisitas residual AR(p) yang diperoleh. Orde model AR yang terbentuk akan digunakan dalam pengujian nonlinieritas pada model STAR. (7) Menentukan fungsi transisi. (8) Estimasi model ESTAR. (9) Pemodelan ESTAR. (10) Meramalkan nilai *return* menggunakan model ESTAR untuk mencari nilai ramalan data runtun waktu nonliner.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data harga saham Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) tidak stasioner. Pada data nilai return data sudah stasioner, karena rata-rata dari plot return terlihat konstan. Indikasi bahwa data sudah stasioner juga dapat ditunjukkan pada plot ACF dan PACF. Lot ACF dan PACF pada lag pertama turun secara cepat mendekati nol, sehingga data sudah stasioner.

Pengujian Stasioneritas

Hipotesis uji ADF adalah
$H_o: \phi \geq 1$ (data runtun waktu tidak stasioner)
$H_1: \phi < 1$ (data runtun waktu stasioner).

Nilai statistik uji ADF yang dihasilkan adalah -14,26836. Dengan menggunakan $\propto$ sebesar 5% nilai kritis ADF = -2,890623. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai statistik uji ADF lebih kecil dari nilai kritis ADF yang artinya menolak H_o yaitu tidak terdapat akar unit atau data stasioner.

Identifikasi Model

Dalam tahap identifikasi model ini digunakan fungsi autokorelasi / *Autocorrelaction Function* (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial / *Partial Autocorrelaction Function* (PACF). Pada lag pertama ACF dan PACF keluar dari interval konfidensi maka model yang akan terbentuk yaitu AR(1), MA(1) dan ARMA(1,1).

Estimasi dan Pengujian Parameter Model

Hasil estimasi terhadap parameter model AR(1), MA(1) dan ARMA(1,1) dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) dan *Yulwelker* dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Estimasi Parameter Model AR(1), MA(1) dan ARMA(1,1)

Model	koefisien	t_hit	Probabilitas	Uji Sig
AR(1)	-0,313	-3,296	0,0014	Sig
MA(1)	-0,239	-2,465	0,0154	Sig
ARMA	-0,520	-2,013	0,0468	Sig
(1,1)	0,227	0,770	0,4427	Tdk Sig

Pengujian Parameter Model AR(1)

Pendugaan parameter model AR(1) dengan metode OLS diperoleh model $Z_t = -0{,}313099Z_{t-1}$. Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui apakah parameter dari model AR(1) signifikan atau tidak.

Hipotesis yang dilakukan sebagai berikut:

$H_o: \phi_1 = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter signifikan)

Berdasarkan informasi dari sampel diperoleh $|t_{hitung}|$ adalah 3,296078 dengan menggunakan $\propto$ sebesar 5% nilai t-tabel $(t_{(0,025;102)}) =$ 2,000, dengan demikian dapat disimpulkan bahwa nilai $|t_{hitung}|$ lebih besar dari nilai t-tabel yang artinya menolak H_o yaitu parameter signifikan.

Pengujian Parameter Model MA(1)

Pendugaan parameter model MA(1) dengan metode OLS diperoleh model $Z_t = -0{,}239436Z_{t-1}$. Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui apakah parameter dari model AR(1) signifikan atau tidak.

Hipotesis yang dilakukan sebagai berikut:

$H_o: \phi_1 = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter signifikan)

Berdasarkan informasi dari sampel diperoleh $|t_{hitung}|$ adalah 2,465704 dengan menggunakan $\propto$ sebesar 5% nilai t-tabel $(t_{(0,025;102)}) =$ 2,000, dengan demikian dapat disimpulkan bahwa nilai $|t_{hitung}|$ lebih besar dari nilai t-tabel yang artinya menolak H_o yaitu parameter signifikan.

Pengujian Parameter Model ARMA(1,1)

Pendugaan parameter model ARMA(1) dengan metode OLS diperoleh model $Z_t = -0{,}520241Z_{t-1} + a_t + 0{,}227175a_{t-1}$. Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui apakah parameter dari model ARMA(1) signifikan atau tidak, pengujian dilakukan satu-satu yaitu pengujian untuk AR(1) dan pengujian MA(1).

Hipotesis yang dilakukan untuk pengujian AR(1) sebagai berikut:

$H_o: \phi_1 = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter signifikan)

Berdasarkan informasi dari sampel diperoleh $|t_{hitung}|$ adalah 2,013094 dengan menggunakan $\propto$ sebesar 5% nilai t-tabel $(t_{(0,025;102)}) =$ 2,000, dengan demikian dapat disimpulkan bahwa nilai $|t_{hitung}|$ lebih besar dari nilai t-tabel yang artinya menolak H_o yaitu parameter signifikan.

Hipotesis yang dilakukan untuk pengujian MA(1) sebagai berikut:

$H_o: \phi_1 = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter signifikan)

Berdasarkan informasi dari sampel diperoleh $|t_{hitung}|$ adalah 0,770744 dengan menggunakan $\propto$ sebesar 5% nilai t-tabel $(t_{(0,025;102)}) =$ 2,000, dengan demikian dapat disimpulkan bahwa nilai $|t_{hitung}|$ lebih kecil dari nilai t-tabel yang artinya terima H_o yaitu parameter tidak signifikan.

Pemilihan Model Terbaik

Pada penelitian ini kriteria untuk menentukan model terbaik yaitu parameter-parameternya signifikan dan mempunyai AIC terkecil, semakin kecil nilai AIC model semakin baik dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Parameter Model dan Nilai AIC

Model	Uji Signifikansi	AIC
AR(1)	Signifikan	0,492766
MA(1)	Signifikan	0,517627
ARMA(1,1)	Tidak Signifikan	0,504692

Pada Tabel 2 model AR(1) adalah model terbaik untuk signifikansi, parameter model signifikan dan memiliki nilai AIC paling kecil yaitu 0,492766.

Uji Autokorelasi Residual

Pada penelitian ini untuk mengetahui ada tidaknya autokorelasi pada residual dapat diuji menggunakan uji *Breusch-Godfrey*. Hipotesis uji *Breusch-Godfrey* sebagai berikut:

H_0 : tidak terdapat autokorelasi di dalam residu model AR(1)

H_1 : terdapat autokorelasi di dalam residu model AR(1)

Nilai statistik uji *Breusch-Godfrey* pada yaitu 0,832825 dengan α sebesar 5% nilai tabel Chi-Square ($X^2_{(0,05;1)}$= 3,841), dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai statistik uji *Breusch-Godfrey* lebih kecil dari nilai tabel Chi-Square yang artinya terima H_0 yaitu tidak terdapat autokorelasi di dalam residual model.

Uji Homoskesdastisitas

Pada penelitian ini untuk mengetahui ada tidaknya asumsi homokedastisitaspada residual dapat diuji menggunakan *Lagrange Multiplier* (LM). Hipotesis LM test sebagai berikut :

H_0 : $\alpha_1 = \alpha_2 = ... = \alpha_k = 0$ (tidak ada efek ARCH sampai lag-k)

H_1 : paling sedikit terdapat satu $\alpha_j \neq 0$ (ada efek ARCH sampai lag-k)

Nilai statistik uji LM test yaitu 0,123884 dengan α sebesar 5% nilai tabel Chi-Square ($X^2_{(0,05;1)}$= 3,841), dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai statistik uji lebih kecil dari nilai tabel Chi-Square yang artinya terima H_0 yaitu tidak ada efek ARCH.

Pemodelan Awal Smooth Transition Autoregressive (STAR)

Setelah dipilih model terbaik dan dilakukan uji asumsi, selanjutnya ditentukan model awal STAR. Orde model STAR diperoleh berdasarkan orde model AR(1). Model yang terbentuk adalah AR dengan orde p=1 sehingga variabel transisi dalam model STAR adalah $s_t = Z_{t-1}$. Model STAR(1,1) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = (\phi_{1,0} + \phi_{1,1}Z_{t-1})(1 - G(s_t, \gamma, c)) + (\phi_{2,0} + \phi_{2,1}Z_{t-1})(G(s_t, \gamma, c)) + \varepsilon_t$$

dengan $G(s_t, \gamma, c)$ adalah fungsi transisi.

Uji Nonlinieritas

Asumsi nonlinieritas dapat diuji menggunakan *Lagrange Multiplier* (LM). Pada perhitungan LM3 diperlukan model regresi bantu, model regresi bantu diestimasi menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Estimasi Model Regresi Bantu dengan Variabel Transisi $s_t = Z_{t-1}$

Parameter	Koefisien	t_hitung	Probabilitas
Intercept	-0,050089	-7,658309	0,0000
$\beta_{0,1}$	0,002565	0,049242	0,9608
$\beta_{0,2}$	-0,302586	-7,349835	0,0000
$\beta_{1,1}$	-0,058069	-0,586003	0,5593
$\beta_{1,2}$	-0,036704	-0,394414	0,6942
$\beta_{2,1}$	0,154016	0,781929	0,4363
$\beta_{2,2}$	0,157834	1,097747	0,2752
$\beta_{3,1}$	-0,060803	-0,784159	0,4350
$\beta_{3,2}$	-0,99581	-0,661202	0,5102
Sum Squared Resid			0,303126

Pada Tabel 3 didapat model regresi bantu sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Z_t = {} & -0{,}050089 + 0{,}002565Z_{t-1} - 0{,}302586x_{1t} - 0{,}058069Z_{t-1}s_t - 0{,}036704x_{1t}s_t \\ & + 0{,}154016Z_{t-1}s_t^2 + 0{,}157834x_{1t}s_t^2 - 0{,}060803Z_{t-1}s_t^3 - 0{,}99581x_{1t}s_t^3 \end{aligned}$$

Hipotesis pengujian nonlinieritas dapat ditulis sebagai berikut:

H_0 : $\phi_{1,j} = \phi_{2,j}$ (model linier)

H_1 : $\phi_{1,j} \neq \phi_{2,j}$ (model nonlinier) dengan j=0,1

$$LM_3 = T\frac{(SSR_0 - SSR_1)}{SSR_0} = 102\frac{(9{,}480013 - 0{,}303126)}{9{,}480013} = 98{,}73852$$

Berdasarkan perhitungan LM_3 diperoleh statistik uji untuk $LM_3 = 98,73852$ dengan $\propto$ sebesar 5% nilai tabel Chi-Square ($X^2_{(0,05;3)}$= 7,81), dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai statistik uji LM_3 lebih besar dari nilai tabel Chi-Square yang artinya tolak H_0 yaitu model nonlinier.

Pengujian Fungsi Transisi

Pemilihan fungsi transisi dilakukan dengan cara menguji signifikansi terhadap vektor β_3 yang terdiri dari $\begin{vmatrix}\beta_{3,1}\\ \beta_{3,2}\end{vmatrix}$.

Hipotesisnya sebagai berikut:
$H_0: \beta_3' = 0$ (fungsi transisi eksponensial)
$H_1: \beta_3' \neq 0$ (fungsi transisi logistik)
Pada tabel 3 nilai probabilitas $\beta_{3,1}$ dan $\beta_{3,2}$ yaitu 0,4350 dan 0,5102 dengan $\propto$ sebesar 5%, dari hasil tersebut nilai probabilitas $\beta_{3,1}$ dan $\beta_{3,2}$ lebih besar dari $\propto$ yang berarti terima H_0 yaitu fungsi transisi eksponensial. Model awal ESTAR (1,1) yaitu:

$$Z_t = (\phi_{1,0}+\phi_{1,1}Z_{t-1})(1-(1-\exp(-\gamma(s_t-c)^2)+(\phi_{2,0}+\phi_{2,1}Z_{t-1})(1-\exp(-\gamma(s_t-c)^2)+\varepsilon_t$$

Estimasi Parameter Model ESTAR (1,1)

Hasil estimasi model ESTAR(1,1) dengan menggunakan metode *Nonlinier Least Square* (NLS) didekati dengan iterasi *Gauss Newton* pada program Eviews dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Estimasi Model ESTAR(1,1) Program Eviews

Parameter	Koefisien	Statistik Uji	Probabilitas
$\phi_{1,0}$	0,047026	1361,836	0,000000
$\phi_{1,1}$	-0,519782	-30289,96	0,000000
$\phi_{2,0}$	0,046511	926,8092	0,000000
$\phi_{2,1}$	-0,519549	-20704,72	0,000000
γ	-7,190263	-26,58151	0,000000
c	0,266263	13,66663	0,000000

Pada Tabel 4 menunjukkan nilai estimasi dari parameter $\phi_{1,0}$, $\phi_{1,1}$, $\phi_{2,0}$, $\phi_{2,1}$, γ dan c. Parameter-parameter tersebut signifikan karena nilai probabilitas dari masing-masing parameter kurang dari $\propto$= 5%.
Hasil estimasi model ESTAR(1,1) dengan menggunakan metode *Nonlinier Least Square* (NLS) didekati dengan iterasi *Gauss Newton* pada programR dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Estimasi Model ESTAR(1,1) Program R

Parameter	Koefisien	Statistik Uji	Probabilitas
$\phi_{1,0}$	-11,634686	-4,276	0,00001899
$\phi_{1,1}$	-94,346107	-4,390	0,00001131
$\phi_{2,0}$	11,683851	4,291	0,00001776
$\phi_{2,1}$	94,041577	4,377	0,00001204
γ	200,00	5,219	0,00000018
c	-0,129525	-52,517	<2e-16

Pada Tabel 5 menunjukkan nilai estimasi dari parameter $\phi_{1,0}$, $\phi_{1,1}$, $\phi_{2,0}$, $\phi_{2,1}$, γ dan c. Parameter-parameter tersebut signifikan karena nilai probabilitas dari masing-masing parameter kurang dari $\propto$= 5%.

Model ESTAR (1,1)

Model ESTAR (1,1) yang diperoleh berdasarkan estimasi parameter pada program Eviews:

$$Z_t=(0.047026-0,159782Z_{t-1})\left(1-\left(1-\exp\left(7,190263(Z_{t-1}-0,266263)^2\right)\right)\right)+$$

$$(0{,}046511\text{-}0{,}519549Z_{t\text{-}1})\left(\left(1\text{-}\exp\left(7{,}190263(Z_{t\text{-}1}\text{-}0{,}266263)^2\right)\right)\right)$$

Model ESTAR (1,1) yang diperoleh berdasarkan estimasi parameter pada program Eviews:

$$Z_t=(-11{,}634686\text{-}94{,}346107Z_{t\text{-}1})\left(1\text{-}\left(1\text{-}\exp\left(\text{-}200(Z_{t\text{-}1}+0{,}129525)^2\right)\right)\right)+$$

$$(11{,}683851+94{,}041577Z_{t\text{-}1})\left(\left(1\text{-}\exp\left(\text{-}200(Z_{t\text{-}1}+0{,}129525)^2\right)\right)\right)$$

dengan Z_t adalah nilai return pada waktu ke-t.

Peramalan dan Evaluasi Hasil Peramalan

Ramalan nilai return untuk satu periode kedepan untuk program Eviews yaitu:

$$\hat{Z}_{t+1|t}=(0.047026\text{-}0{,}159782Z_{t\text{-}1})\left(1\text{-}(1\text{-}\exp(7{,}190263(Z_{t\text{-}1}\text{-}0{,}266263)^2))\right)+$$

$$(0{,}046511\text{-}0{,}519549Z_{t\text{-}1})\left((1\text{-}\exp(7{,}190263(Z_{t\text{-}1}\text{-}0{,}266263)^2))\right)$$

dan untuk ramalan nilai return untuk satu periode kedepan untuk program R yaitu:

$$\hat{Z}_{t+1|t}=(-11{,}634686\text{-}94{,}346107Z_t)\left(1\text{-}\left(1\text{-}\exp\left(\text{-}200(Z_t+0{,}129525)^2\right)\right)\right)+$$

$$(11{,}683851+94{,}041577Z_t)\left(\left(1\text{-}\exp\left(\text{-}200(Z_t+0{,}129525)^2\right)\right)\right)$$

Hasil ramalan harga saham Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) menggunakan program Eviews untuk periode 01 Januari 2017 sampai 01 Maret 2017 disajikan dalam Tabel 6.

Tabel 6. Ramalan Harga Saham Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) program Eviews

Periode	Data Asli	Data Ramalan
01/01/2017	1824	1924,603
01/02/2017	1921	2007,641
01/03/2017	1987	2094.262

Nilai MAPE menunjukkan angka yang cukup kecil uaitu 1,713772%, maka dapat dikatakan peramalan dengan model Exponential Smoothing Transition Autoregressive (ESTAR (1,1)) cukup baik.

Hasil ramalan harga saham Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) menggunakan program R untuk periode 01 Januari 2017 sampai 01 Maret 2017 disajikan dalam Tabel 7.

Tabel 7. Ramalan Harga Saham Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) program R

Periode	Data Asli	Data Ramalan
01/01/2017	1824	1845,09
01/02/2017	1921	1845,179
01/03/2017	1987	1845,269

Nilai MAPE menunjukkan angka yang cukup kecil uaitu 1,359567%, maka dapat dikatakan peramalan dengan model Exponential Smoothing Transition Autoregressive (ESTAR (1,1)) cukup baik.

SIMPULAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, maka dapat diperoleh kesimpulan bahwa model terbaik untuk peramalan harga saham Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) yatitu dengan metode *Exponential Smoothing Transition Autoregressive* (ESTAR) (1,1) baik menggunkan program R maupun program Eviews. Berdasarkan hasil ramalan pada tanggal 01 Januari 2017 Harga Saham Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) dengan menggunakan program Eviews sebesar 1924,603 dan hasil ramalan pada tanggal yang sama dengan menggunakan program R sebesar 1845,09. Dari data asli Harga Saham Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) pada tanggal tersebut sebanyak 1824, maka nilai ramalan yang mendekati dengan harga asli adalah ramalan dengan menggunakan program R.

Dari penelitian yang telah dilakukan model ESTAR (1,1) pada peramalan Harga Saham Bumi Serpong Damai Tbk. (BSDE,JK) lebih baik menggunakan program R karena memiliki nilai MAPE lebih kecil dibandingkan dengan peramalan menggunkan program Eviews.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, peneliti memberikan saran sebagai berikut: (1) Penelitian ini menghasilkan model yang terbaik menggunakan program R dengan MAPE yang kecil. Untuk selanjutnya silahkan dipakai untuk peramalan berikutnya, tetapi jangan dipakai untuk meramalkan terlalu jauh, paling banyak hanya tiga periode ke depan sehingga menghasilkan nilai MAPE yang relatif kecil pula. (2) Untuk pengembangan selanjutnya disarankan membandingkan model ini dengan model nonlinier yang lain seperti model *Threshold Autoregressive* (TAR), model *Self Exciting Threshold Autoregressive* (SETAR), model *Markov Switching* dan model *Neural Network* sehingga didapatkan model nonlinier yang terbaik. (3) Perhitungan estimasi parameter dalam penelitian ini menggunakan *software* R, *software Eviews* dan *software Microsoft Excel*, disarankan pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan program aplikasi lain seperti S-Plus, Matlab, Stata, untuk memeproleh hasil yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

Aye, G., Balcilar, M., Bosch, A., Gupta, R., & Stofberg, F. (2013). The out-of-samle forecasting performance of nonlinear models of real exchange rate behaviour: The case of the South African Rand. *The European Journal of Comparative Economics*, 10(1),121-148.

Buncic, D. (2008). A Note Long Horizon Forecasts of Nonlinear Models of Real Exchange Rates. School of Economics Discussion Paper: 2008/02.

Heizer, J. & Render, B. (2006). *Operations Mangement*. Edisi Ketujuh. Jakarta: Salemba Empat.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Erlangga: Jakarta.

Mohammed, K., Mouslim-DIB, M., Zeddoun, D., & Benameur, A. (2015). Application of smooth transition autoregressive (STAR) models for the real exchange rate in algeria. *International Journal of Business and Social Science*, 6(11), 42-46.

Nasution, S. (2011). *Metode Research (Penelitian Ilmiah)*. Jakarta: Bumi Aksara.

Phumchusri, N & Udom, P. (2014). A comparison study between time series model and ARIMA model for sales forecasting of distributor in plastic industry. *IOSR Journal of Engineering (IOSRJEN)*. 4(6), 32-38.

Safitri, T., Dwidayanti, N., & Sugiman. (2017). Perbandingan peramalan menggunakan metode exponential smoothing holt-winters dan ARIMA. *UNNES Journal of Mathematics*. 6(1), 49-58.

Sariani, & Djie, I.J. 2013. Analisis peramalan penjualan dan penggunaaan metode linear programming dan decision tree guna mengoptimalkan keuntungan pada PT Primajaya Pantes Garment. *Journal The WINNRS*, 14(2), 113-119.

Sugiarto & Harijono. (2000). *Peramalan Bisnis*. Jakarta: PT. Gramedia Utama.

Sunarti, Mariani, S., & Sugiman. (2016). Perbandingan akurasi model ARCH dan GARCH pada peramalan harga saham berbantuan matlab. *UNNES Journal of Mathematics,* 5(1), 82-89

Tayyab, M., Ayesha, T., & Madiha. R. (2012). Application of smooth transition autoregressive (STAR) models exchange rate. *Mathematical Theory and Modeling*, 2(9), 30-38.

Tsay, R. S. (2005). *Analysis of Financial Time Series*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.

Van Dijk, D., Teräsvirta, T., & Franses, P.H. (2002). *Smooth Transition Autoregressive Models-A Survey of Recent Developments.* Econometric Institute Research Report EI2000-23/A, 21(1), 1-47.

Wei, W.W.S. (1993). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*: Addison-Wesley Publishing Company.

Wulandari, H.R., Dwiyanti, N., & Mariani, S. (2017). Forecasting menggunakan metode generalized SARIMA dengan pendekatan IRLS untuk data PUAB di Jakarta. *UNNES Journal of Mathematics.* 5(1), 1-10.