Media Statistika

p-ISSN 1979 – 3693 e-ISSN 2477 – 0647
MEDIA STATISTIKA 12(1) 2019: 73-85
http://ejournal.undip.ac.id/index.php/media_statistika

PERHITUNGAN *VALUE AT RISK* DENGAN PENDEKATAN *THRESHOLD AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY-GENERALIZED EXTREME VALUE*

Mutik Dian Prabaning Tyas, Di Asih I Maruddani, Rita Rahmawati
Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

e-mail: maruddani@live.undip.ac.id

DOI: 10.14710/medstat.12.1.73-85

Article Info:
Received: 19 March 2019
Accepted: 22 July 2019
Available Online: 24 July 2019

Keywords:
Stock, Value at Risk, TARCH, GEV
.

Abstract: Stock is the most popular type of financial asset investment. Before buying a stock, an investor must estimate the risks which will be received. Value at Risk (VaR) is one of the methods that can be used to measure the level of risk. When investing in stock, if an investor wants to earn high returns, then he must be prepared to face higher risks. Most of stock return data have volatility clustering characteristic or there are cases of heteroscedasticity and the distribution of stock returns has heavy tail. One of the time series models that can be used to overcome the problem of heteroscedasticity is the ARCH/GARCH model, while the method for analyzing heavy tail data is Extreme Value Theory (EVT). In this study used an asymmetrical ARCH model with the Threshold ARCH (TARCH) and EVT methods with Generalized Extreme Value (GEV) to calculate VaR of the stock return from PT Bumi Serpong Damai Tbk for the period of September 2012 to October 2018. The best chosen model is AR([3])–TARCH(1). At the 95% confidence level, the maximum loss an investor will be received within the next day by using the TARCH-GEV calculation is 0.18%.

1. PENDAHULUAN

Investasi adalah kegiatan mengalokasikan atau menanamkan sumberdaya saat ini, dengan harapan mendapatkan manfaat di kemudian hari (Noor, 2009). Saham merupakan jenis investasi pada aset keuangan yang paling populer. Sebelum membeli saham, seorang investor harus memperkirakan risiko yang akan diperoleh jika ia membeli saham tersebut. Untuk itu, diperlukan manajemen risiko untuk mengukur risiko dalam pengelolaan investasi saham. *Value at Risk* (VaR) merupakan salah satu metode untuk mengukur tingkat risiko.

Pada investasi saham, seorang investor pasti berharap memperoleh keuntungan (*return*). *Return* saham memiliki sifat *volatility clustering*, artinya jika terjadi variabilitas data yang relatif tinggi pada suatu waktu, maka akan terjadi kecenderungan yang sama dalam kurun waktu selanjutnya, dan sebaliknya. Hal ini disebut sebagai *time-varying variance* atau kasus heteroskedastisitas (Rosadi, 2012). Volatilitas *return* saham menggambarkan naik turunnya saham selama kurun waktu tertentu. Untuk memodelkan volatilitas *return* saham dapat digunakan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) atau *Generalized* ARCH (GARCH). Kedua model tersebut mengasumsikan bahwa gejolak positif dan negatif memiliki efek yang sama pada volatilitas (efek simetris). Namun, terkadang data keuangan merespon secara berbeda untuk gejolak positif dan negatifnya (efek asimetris). Untuk itu, tahun 1994 Zakoian memperkenalkan *Threshold* GARCH (TGARCH).

Pasar finansial menghasilkan suatu data runtun waktu yang memiliki ekor distribusi lebih gemuk (*heavy tail*), dimana ekor distribusi turun secara lambat dibandingkan dengan distribusi normal standar. *Extreme Value Theory* (EVT) merupakan salah satu metode untuk menghitung nilai VaR dengan data yang berekor gemuk. Terdapat dua metode di dalam EVT, yaitu metode *Block Maxima* (BM) yang mengikuti distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) dan metode *Peak Over Threshold* (POT) yang mengikuti distribusi *Generalized Pareto Distribution* (GPD). Metode BM memerlukan data yang banyak, sehingga memungkinkan teridentifikasinya nilai ekstrem yang cukup untuk dianalisis (Bumi, 2013).

Telah banyak penelitian yang dilakukan untuk mengamati perilaku volatilitas saham. Beberapa diantaranya menunjukkan bahwa gejolak positif dan negatif mempunyai pengaruh yang berbeda terhadap volatilitas. Pada tahun 2013, Bumi (2013) meneliti volatilitas *return* saham yang ada di Indonesia, Malaysia dan Singapura menggunakan model *Student-t Exponential*-GARCH (EGARCH) (1,1). Dalam penelitian ini diperoleh kesimpulan bahwa terdapat respon asimetris pada pasar saham ketiga negara tersebut, dimana gejolak negatif lebih berpengaruh terhadap volatilitas *return* saham dibandingkan gejolak positif. Sari *et al.* (2017) juga melakukan penelitian tentang pemodelan volatilitas *return* saham pada pasar saham Asia di empat negara. Setiap negara memiliki karakteristik volatilitas yang berbeda-beda. Seluruh pasar saham yang diamati menunjukkan keberadaan efek asimetris. Dalam penelitian ini pasar saham Indonesia dan Hong Kong digambarkan oleh model *Asymmetric Power* ARCH (APARCH), sedangkan Jepang dan Singapura digambarkan oleh model *Threshold* GARCH (TGARCH).

Selain penelitian tentang volatilitas, banyak juga penelitian tentang penggunaan nilai ekstrem untuk menghitung *Value at Risk* dengan metode EVT seperti yang dilakukan oleh Murenzi *et al.* (2015) dan Ambarsari *et al*. (2016). Murenzi *et al.* (2015) memodelkan risiko volatilitas pasar di Rwanda dengan menggunakan ARIMA-GARCH, ARIMA-GJR GARCH (Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH) dan ARIMA-EGARCH kemudian mengombinasikannya dengan dua metode EVT. Hasil penelitiannya adalah VaR pada model GEV memberikan nilai risiko yang lebih tinggi daripada VaR pada model GPD. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Ambarsari *et al*. (2016) dengan membandingkan pendekatan GEV dan GPD untuk perhitungan VaR pada portofolio saham PT Astra Internasional Tbk dan PT Panin Finansial Tbk periode 1 Januari 2010 sampai 22 Januari 2016. Pada penelitian ini, perhitungan VaR dilakukan dengan menggunakan kombinasi antara model GARCH dan model EVT. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa model GPD memberikan nilai VaR yang lebih besar dibandingkan dengan model GEV. Akibatnya untuk mengantisipasi kerugian, investor harus menyediakan cadangan yang lebih besar. Dharmawan (2012) juga mempublikasikan teori estimasi nilai VaR dinamis menggunakan Peak-Over-Threshold dan Block Maxima dan penerapannya pada data Indeks Saham.

Berdasarkan uraian di atas, maka peneliti ingin mengukur *Value at Risk* dengan menggunakan kombinasi antara model asimetris *Threshold Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* dengan *Generalized Extreme Value* untuk studi kasus PT Bumi Serpong Damai Tbk (BSDE) periode September 2012 sampai Oktober 2018.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (TGARCH)

Secara umum, terdapat 4 model runtun waktu, yaitu model *Autoregressive* (AR), model Moving Average (MA), model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ARMA(p,q) yang merupakan gabungan dari model AR(p) dan MA(q) dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$Z_t = \emptyset_1 Z_{t-1} + \cdots + \emptyset_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \tag{11}$$

Untuk menangani data runtun waktu yang tidak stasioner, maka digunakan proses *differencing* ke-d yang tepat, agar data menjadi stasioner dengan menggunakan model ARIMA. Model ARIMA(p,d,q) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\emptyset_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B) a_t \tag{22}$$

dengan $\emptyset_p(B) = (1 - \emptyset_1 B - \cdots - \emptyset_1 B^p)$ dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q)$.

Pada tahun 1982, Engle memperkenalkan model ARCH sebagai model untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas. Model ARCH dikembangkan oleh Bollerslev (1986) dengan model *Generalized* ARCH (GARCH). Model GARCH (p,q) secara umum adalah:

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t \tag{33}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\, a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j\, \sigma_{t-j}^2 \tag{44}$$

Salah satu pengembangan model GARCH untuk menangani masalah asimetris adalah TGARCH. Model TGARCH(p,q) secara umum dapat dituliskan sebagai berikut (Miron dan Tudor, 2010):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\, a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j\, \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^{p} \delta_i a_{t-i}^2 S_{t-i}^- \tag{55}$$

2.2. *Quasi Maximum Likelihood Estimation* (QMLE) Model TGARCH

Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah metode umum untuk mengestimasi parameter model dari data yang diamati. Dalam menurunkan MLE, konsep utamanya adalah fungsi kepadatan peluang (pdf) dari variabel acak yang diamati, y_t. Dalam kasus ini, model TGARCH diasumsikan bahwa *error* mengikuti distribusi normal (0, σ^2).

Pada kenyataannya, tidak semua *error* pada data mengikuti distribusi normal. Oleh karena itu, QMLE dapat digunakan jika asumsi normalitas *error* terlanggar atau tidak mengikuti distribusi yang diasumsikan. Ketidaknormalan dari standar *error* tidak mempengaruhi hasil estimasi parameter, tetapi nilai standar *error* hasil estimasi untuk setiap koefisien akan mengalami kesalahan (Rosadi, 2012).

2.3. *Generalized Extreme Value* (GEV)

Misal dimiliki variabel acak X bersifat iid (*identically independent distribution*) dengan $X_1, X_2, X_3, \ldots, X_n$ dari beberapa distribusi yang tidak diketahui F(x) = Prob (X ≤ x) dengan ukuran sampel n yang diambil dari F(x) dan misal M_n= max $(X_1, X_2, X_3, \ldots, X_n)$. M_n merupakan nilai maksimum dari sampel sebanyak n pada masing-masing blok dan dianggap sebagai nilai ekstrem. Metode ini dikenal dengan nama metode Block Maxima. Jika berhubungan dengan risiko keuangan, $X_t = -r_t$ yang berarti negatif *return* pada waktu t (Murenzi *et al*. , 2015).

Teori Fisher-Tippet (1928) dalam Dowd (2005) mengatakan bahwa metode *Block Maxima* mengikuti distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) dengan fungsi distribusi:

$$\boldsymbol{H}_{\xi,\mu,\sigma}(x) = \begin{cases} exp\left[-\left(1+\xi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right)^{-1/\xi}\right], \text{untuk } \xi \neq 0 \\ exp\left[-exp\left(-\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right], \text{untuk } \xi = 0 \end{cases} \tag{66}$$

Dengan x memenuhi kondisi $1 + \xi(x-\mu)/\,\sigma > 0$.

Distribusi ini memiliki tiga parameter, yaitu parameter lokasi/*mean* (μ), parameter skala/standar deviasi (σ), dan parameter bentuk (ξ).

2.4. *Value at Risk* (VaR)

Terdapat beberapa tipe risiko di dalam pasar keuangan, misalnya risiko kredit, risiko likuiditas dan risiko pasar. *Value at Risk* (VaR) adalah contoh dari risiko pasar. VaR dapat diartikan sebagai kerugian terburuk dari suatu aset pada suatu jangka waktu tertentu dengan suatu tingkat kepercayaan tertentu (Maruddani, 2019)

Menurut Tsay (2002), misal p^* adalah peluang yang menunjukkan kerugian akan terjadi dan r_n^* adalah kuantil ke-p^* dari subperiode minimum di bawah batas distribusi GEV, maka:

$$p^* = \begin{cases} 1 - exp\left[-\left(1+\xi\left(\frac{r_n^*-\mu}{\sigma}\right)\right)^{-1/\xi}\right], \text{untuk } \xi \neq 0 \\ 1 - exp\left[-exp\left(-\frac{r_n^*-\mu}{\sigma}\right)\right], \text{untuk } \xi = 0 \end{cases} \tag{77}$$

Untuk $\xi \neq 0$

$$p^* = 1 - \exp\left[-\left(1+\xi\left(\frac{r_n^*-\mu}{\sigma}\right)\right)^{-1/\xi}\right]$$

$$\Leftrightarrow \; 1 - p^* = \exp\left[-\left(1+\xi\left(\frac{r_n^*-\mu}{\sigma}\right)\right)^{-1/\xi}\right]$$

$$\Leftrightarrow \; \ln(1-p^*) = -\left(1+\xi\left(\frac{r_n^*-\mu}{\sigma}\right)\right)^{-1/\xi}$$

$$\Leftrightarrow \ [-\ln(1-p^*)]^{-\xi} = 1 + \xi\left(\frac{r_n^* - \mu}{\sigma}\right)$$

$$\Leftrightarrow \ [-\ln(1-p^*)]^{-\xi} = 1 + \frac{\xi}{\sigma}(r_n^* - \mu)$$

$$\Leftrightarrow \ -\frac{\xi}{\sigma}(r_n^* - \mu) = 1 - \ [-\ln(1-p^*)]^{-\xi}$$

$$\Leftrightarrow \ r_n^* - \mu = -\frac{\sigma}{\xi}\{1 - \ [-\ln(1-p^*)]^{-\xi}\}$$

$$\Leftrightarrow \ r_n^* = \mu - \frac{\sigma}{\xi}\{1 - \ [-ln(1-p^*)]^{-\xi}\} \tag{8}$$

Untuk $\xi = 0$

$$p^* = 1 - \exp\left[-exp\left(-\frac{r_n^* - \mu}{\sigma}\right)\right]$$

$$\Leftrightarrow \ p^* - 1 = -\exp\left[-exp\left(-\frac{r_n^* - \mu}{\sigma}\right)\right]$$

$$\Leftrightarrow \ 1 - p^* = \exp\left[-exp\left(-\frac{r_n^* - \mu}{\sigma}\right)\right]$$

$$\Leftrightarrow \ \ln(1-p^*) = -exp\left(-\frac{r_n^* - \mu}{\sigma}\right)$$

$$\Leftrightarrow \ -\ln(1-p^*) = exp\left(-\frac{r_n^* - \mu}{\sigma}\right)$$

$$\Leftrightarrow \ \ln[-\ln(1-p^*)] = -\frac{r_n^* - \mu}{\sigma}$$

$$\Leftrightarrow \ \sigma\, ln[-ln(1-p^*)] = -r_n^* + \mu$$

$$\Leftrightarrow \ r_n^* = \mu - \sigma\, ln[-ln(1-p^*)] \tag{9}$$

Misal *return* (r_t) adalah urutan yang independen, dengan fungsi distribusi kumulatif F(x). Kemudian F(x) dari $r_{(1)}$ yang dinotasikan dengan $F_{n,1}(x)$ dapat didefinisikan sebagai:

$$F_{n,1}(x) = P\left[r_{(1)} \le x\right] = 1 - P\left[r_{(1)} > x\right]$$

$$= 1 - \mathrm{P}(r_{(1)} > x, r_{(2)} > x, \ldots, r_{(n)} > x)$$

$$= 1 - \textstyle\prod_{j=1}^{n} \mathrm{P}(r_j > x) \text{ (karena independen)}$$

$$= 1 - \textstyle\prod_{j=1}^{n}[1 - \mathrm{P}(r_j \le x)]$$

$$= 1 - \textstyle\prod_{j=1}^{n}[1 - \mathrm{F(x)}]$$

$$= 1 - [1 - F(x)]^n \tag{10}$$

Untuk probabilitas p^* yang kecil, kuantil r_n^* dari persamaan (80) dan (81) adalah VaR berdasarkan teori nilai ekstrem untuk subperiode minimum. Langkah selanjutnya adalah membuat hubungan antara subperiode minimum dan urutan *return* r_t yang teramati. Karena sebagian besar *return* aset tidak berkorelasi, maka berdasarkan persamaan (10) dapat diperoleh:

$$p^* = P\left[r_{n,i} \le r_n^*\right] = 1 - [1 - [Pr(r_t \le r_n^*)]]^n$$

$$\Leftrightarrow 1 - p^* = 1 - [P(r_t \leq r_n^*)]^n \tag{11}$$

Hubungan antara probabilitas memungkinkan untuk mendapat VaR dari *return* aset yang sebenarnya. Lebih tepatnya, untuk probabilitas kecil yang lebih rendah dari p, kuantil ke-p dari r_t adalah r_n^* jika probabilitas p^* diambil dari persamaan (11), dimana $P(r_t \leq r_n^*)$. Sehingga, untuk probabilitas kecil p, VaR dapat didefinisikan sebagai berikut (Dowd, 2005):

$$\widehat{VaR}_{GEV} = \begin{cases} \mu_n - \frac{\sigma_n}{\xi_n}\{1 - [-n\,ln(1-p)]^{-\xi_n}\}, \text{ jika } \xi \neq 0 \\ \mu_n - \sigma_n\, ln[-n\,ln(1-p)], \text{ jika } \xi = 0 \end{cases} \tag{78}$$

Menurut Murenzi *et al.* (2015), VaR kombinasi antara TARCH dan EVT untuk peramalan satu hari ke depan adalah:

$$\widehat{VaR^t}_{GEV} = \hat{\mu}_{t+1} + \hat{\sigma}_{t+1}\,\widehat{VaR}_{GEV} \tag{89}$$

Dengan ξ adalah parameter bentuk dari hasil estimasi GEV, σ adalah parameter skala hasil estimasi GEV, μ adalah parameter lokasi dari hasil estimasi GEV, $\hat{\mu}_{t+1}$ adalah *expected return* dari model TARCH, dan $\hat{\sigma}_{t+1}$ adalah volatilitas dari model TARCH.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder harga penutupan saham harian harian PT Bumi Serpong Damai Tbk periode September 2012 sampai Oktober 2018 yang diperoleh dari www.finance.yahoo.com. Berikut adalah langkah-langkah pengolahan data dalam penelitian ini:

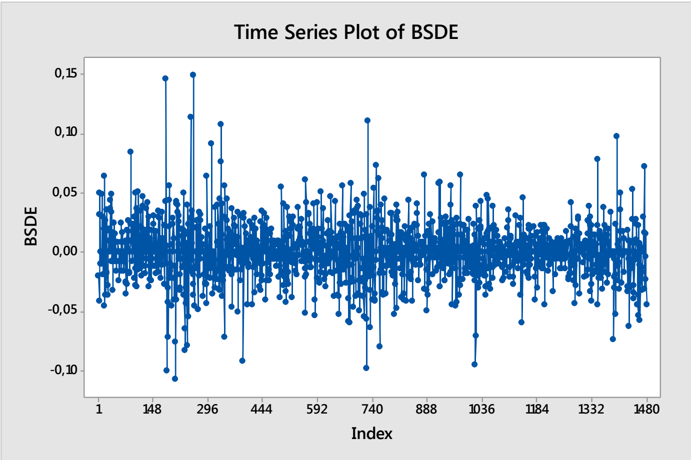
1. Menghitung *return* saham dengan rumus
   $$r_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}}$$
   dengan P_t adalah harga penutupan saham pada waktu ke-*t*.
2. Menganalisis statistik deskriptif data *return* saham untuk mengetahui apakah data berekor gemuk dengan melihat nilai kurtosisnya.
3. Menguji stasioneritas data menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dan Transformasi *Box-Cox*. Jika data belum stasioner dalam *mean*, maka dilakukan *differencing* pada data. Jika data belum stasioner dalam varian, maka dilakukan transformasi pada data.
4. Membuat grafik FAK dan FAKP untuk mengidentifikasi model ARIMA yang mungkin.
5. Melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi model ARIMA.
6. Verifikasi model ARIMA dengan uji independensi, uji normalitas dan uji heteroskedastisitas pada *error* model ARIMA.
7. Estimasi parameter dan uji signifikasi model ARCH/GARCH.
8. Uji efek asimetris menggunakan *sign and size bias* pada model ARCH/GARCH.
9. Jika terdapat efek asimetri, maka dilakukan estimasi parameter dan uji signifikasi model TARCH/TGARCH.
10. Melakukan uji heteroskedastisitas untuk melihat apakah masih terdapat efek ARCH/GARCH pada model TARCH/TGARCH.
11. Pemilihan model TARCH/TGARCH terbaik berdasarkan uji signifikansi model, uji heteroskedastisitas dan nilai AIC yang paling kecil.
12. Meramalkan volatilitas dan *expected return* dari model TARCH/TGARCH terbaik.

13. Menentukan nilai ekstrem dengan menggunakan nilai *return* saham.
14. Uji kesesuaian distribusi GEV terhadap nilai ekstrem
15. Penaksiran parameter bentuk, parameter skala dan parameter lokasi distribusi GEV
16. Menghitung nilai *Value at Risk*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik *Return* Saham

Gambar 1 merupakan plot data *return* saham BSDE periode September 2012 sampai Oktober 2018.



Gambar 1 Plot Data *Return* Saham BSDE

Gambar 1 menunjukkan sifat *volatility clustering*. Selain itu, dalam Gambar 1 juga terlihat bahwa terdapat nilai ekstrem pada beberapa periode, sehingga mengindikasikan data tersebut berekor gemuk.

Dari 1523 data *return* saham, diperoleh nilai *mean* 0,0001, standar deviasi 0,0240, nilai minimum -0,1074, nilai maksimum 0,1491, *skewness* 0,29 dan kurtosis 3,92. Nilai *skewness* positif mengindikasikan bahwa ekor bagian kiri lebih pendek dibandingkan dengan ekor bagian kanan (Dowd, 2005). Nilai kurtosis yang dihasilkan lebih dari 3, sehingga mengindikasikan bahwa kurva yang terbentuk adalah kurva *leptokurtic* dan berekor gemuk.

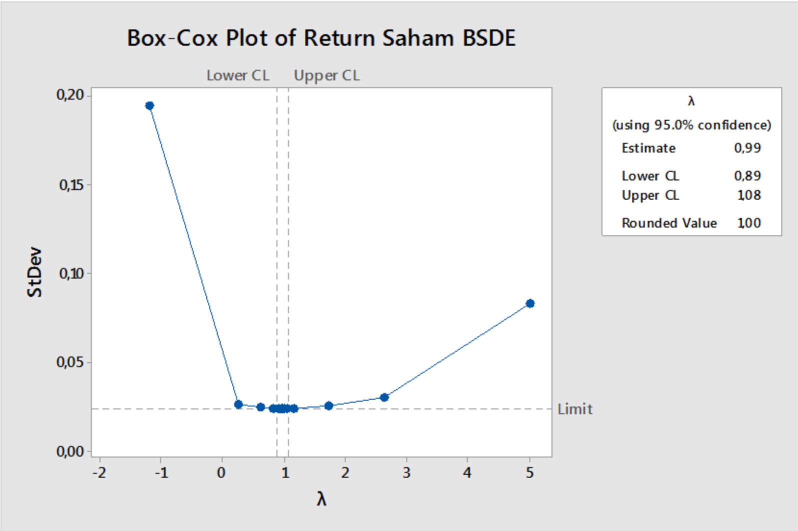
Pada penelitian ini akan dibagi menjadi data *in sample* dan *out sample*. Data *in sample* dari bulan September 2012 sampai Agustus 2018 digunakan untuk mendapatkan model TARCH dan data *out sample* dari bulan September 2018 sampai Oktober 2018 digunakan untuk memvalidasi keakuratan peramalan dari model TARCH. Sedangkan, dalam analisis distribusi GEV digunakan semua data untuk menghitung parameter lokasi, parameter bentuk dan parameter ekor dari distribusi data.

4.2 Pemodelan Runtun Waktu

Berdasarkan Gambar 1 dapat dilihat bahwa data sudah stasioner dalam *mean* dan varian. Secara formal, uji stasioneritas dalam *mean* dengan uji ADF memperoleh kesimpulan bahwa data runtun waktu sudah stasioner dalam *mean*. Untuk uji stasioneritas dalam varian digunakan Transformasi Box-Cox dan diperoleh nilai *rounded value* sebesar 1, artinya data *return* saham sudah stasioner dalam varian. Tabel 1 menunjukkan hasil uji stasioneritas dalam mean berdasarkan uji hipotesis Augmented Dickey-Fuller. Gambar 2 menunjukkan hasil uji stasioneritas dalam varian berdasarkan Transformasi Box-Cox.

Tabel 1 Uji Augmented Dickey-Fuller

Nilai ADF	Tingkat Signifikansi	*p-value*	Keputusan
-17,6022	5%	-2.863295	H_0 ditolak



Gambar 2 Plot Transformasi Box-Cox

Bedasarkan identifikasi dan uji signifikansi parameter, model yang akan digunakan adalah model AR([3]), MA([3]) dan ARMA([3],[3]) tanpa konstanta. Hasil uji signifikasi ketiga model tersebut dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Model ARIMA

Model	Parameter	Koefisien	t-Statistik	*p-value*	Keputusan
AR([3]) tanpa konstanta	$\emptyset_3$	-0,0570	-2,1929	0,0285	H_0 ditolak
MA([3]) tanpa konstanta	θ_3	-0,0638	-2,4544	0,0142	H_0 ditolak
ARMA([3],[3]) Tanpa konstanta	$\emptyset_3$	0,9525	114,0303	0,0000	H_0 ditolak
	θ_3	-0,9932	-391,1415	0,0000	H_0 ditolak

Setelah dilakukan verifikasi model, maka ketiga model tersebut dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut karena asumsi independensi *error* (Tabel 3), dan asumsi heteroskedastisitas terpenuhi (Tabel 4). Sedangkan, asumsi normalitas dari ketiga model tersebut tidak memenuhi (Tabel 5), tetapi asumsi ini dapat diabaikan (Rosadi, 2012).

Tabel 3 Uji Independensi *Error* dengan Uji Q-Ljung-Box

Model	Keputusan
AR([3])	H_0 diterima
MA([3])	H_0 diterima
ARMA([3],[3])	H_0 diterima

Tabel 4 Uji Heteroskedastisitas dengan Uji Lagrange Multiplier

Model	F	*p-value*	Keputusan
AR([3])	40,8503	0,000	H_0 ditolak
MA([3])	40,8708	0,000	H_0 ditolak
ARMA([3],[3])	41,4093	0,000	H_0 ditolak

Tabel 5 Uji Normalitas dengan Uji Jarque-Bera

Model	Jarque-Bera	*p-value*	Keputusan
AR([3])	1038,7700	0,000	H_0 ditolak
MA([3])	1024,6500	0,000	H_0 ditolak
ARMA([3],[3])	987,9513	0,000	H_0 ditolak

4.3 Pemodelan ARCH/GARCH

Alternatif model yang digunakan adalah model ARCH(1) dan GARCH(1,1). Untuk pemodelan GARCH(1,1) terdapat beberapa parameter yang tidak signifikan terhadap model. Sedangkan untuk pemodelan ARCH(1) semua parameter signifikan terhadap model (Tabel 6). Jadi model yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut adalah model AR([3])–ARCH(1), MA([3])–ARCH(1) dan ARMA([3],[3])–ARCH(1) karena pada taraf signifikansi α = 5% masing-masing parameter signifikan terhadap model.

Tabel 6 Estimasi dan Uji Signifikansi Model ARCH/GARCH

Model	Parameter	Koefisien	*p-value*	Keputusan
AR([3])–ARCH(1)	$\emptyset_3$	-0,0634	0,0441	H_0 ditolak
	C	0,0005	0,0000	H_0 ditolak
	α_1	0,2117	0,0000	H_0 ditolak
MA([3])–ARCH(1)	θ_3	-0,0666	0,0375	H_0 ditolak
	C	0,0005	0,0000	H_0 ditolak
	α_1	0,2116	0,0000	H_0 ditolak
ARMA([3],[3])–ARCH(1)	$\emptyset_3$	-0,8596	0,0000	H_0 ditolak
	θ_3	0,8403	0,0000	H_0 ditolak
	C	0,0005	0,0000	H_0 ditolak
	α_1	0,2050	0,0001	H_0 ditolak
AR([3])–GARCH(1,1)	$\emptyset_3$	-0,0379	0,2177	H_0 diterima
	C	1,66E-05	0,0503	H_0 diterima
	α_1	0,0610	0,0011	H_0 ditolak
	β_1	0,9110	0,0000	H_0 ditolak
MA([3])–GARCH(1,1)	θ_3	-0,0419	0,1723	H_0 diterima
	C	1,65E-05	0,0504	H_0 diterima
	α_1	0,0608	0,0011	H_0 ditolak
	β_1	0,9114	0,0000	H_0 ditolak
ARMA([3],[3])–GARCH(1,1)	$\emptyset_3$	0,9488	0,0000	H_0 ditolak
	θ_3	-0,9937	0,0000	H_0 ditolak
	C	1,06E-05	0,0505	H_0 diterima
	α_1	0,0509	0,0010	H_0 ditolak
	β_1	0,9314	0,0000	H_0 ditolak

4.4 Uji *Sign and Size Bias*

Model ARCH yang lulus uji signifikansi akan diuji efek asimetrisnya dengan menggunakan uji *size and size bias*. Setelah dilakukan uji *size and size bias*, berdasarkan Tabel 7 dapat disimpulkan bahwa terdapat efek asimetris pada *error* model AR([3])–ARCH(1), MA([3])–ARCH(1), dan ARMA([3],[3])–ARCH(1). Selanjutnya, akan dibentuk model ARCH asimetris dengan model TARCH.

Tabel 7 Uji *Sign and Size Bias*

Model	F	*p-value*	Keputusan
AR([3])–ARCH(1)	13,3628	0,0000	H_0 ditolak
MA([3])–ARCH(1)	13,4966	0,0000	H_0 ditolak
ARMA([3],[3])–ARCH(1)	13,1660	0,0000	H_0 ditolak

4.5 Pemodelan TARCH

Estimasi parameter model TARCH dihitung dengan menggunakan metode *quasi maximum likelihood* karena diketahui bahwa data *error* dari model tidak mengikuti distribusi normal. Setelah dilakukan uji signifikansi parameter, berdasarkan Tabel 8 dapat disimpulkan bahwa model yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut adalah model model AR([3])–TARCH(1) dan MA([3])–TARCH(1) karena pada taraf signifikansi α = 5% masing-masing parameter signifikan terhadap model.

Tabel 8 Estimasi dan Uji Signifikansi Model TARCH

Model	Parameter	Koefisien	Prob	Keputusan
AR([3])–TARCH(1)	$\emptyset_3$	-0,0625	0,0433	H_0 ditolak
	C	0,0005	0,0000	H_0 ditolak
	α_1	0,1057	0,0468	H_0 ditolak
	δ_1	0,2560	0,0179	H_0 ditolak
MA([3])–TARCH(1)	θ_3	-0,0652	0,0385	H_0 ditolak
	C	0,0005	0,0000	H_0 ditolak
	α_1	0,1053	0,0477	H_0 ditolak
	δ_1	0,2582	0,0162	H_0 ditolak
ARMA([3],[3])–TARCH(1)	$\emptyset_3$	-0,8518	0,0000	H_0 ditolak
	θ_3	0,8305	0,0000	H_0 ditolak
	C	0,0005	0,0000	H_0 ditolak
	α_1	0,1013	0,0595	H_0 diterima
	δ_1	0,2550	0,0194	H_0 ditolak

4.6 Uji Heteroskedastisitas Model TARCH

Untuk melihat apakah masih terdapat efek ARCH pada model, maka dilakukan uji *Lagrange Multiplier* pada model AR([3])–TARCH(1) dan MA([3])–TARCH(1). Setelah dilakukan pengujian, berdasarkan Tabel 9 dapat disimpulkan bahwa pada kedua model tersebut sudah tidak terdapat efek ARCH.

Tabel 9 Uji Lagrange Multiplier Model TARCH

Model	F	Prob.	Keputusan
AR([3])–TARCH(1)	0,0016	0,9683	H_0 diterima
MA([3])–TARCH(1)	0,0012	0,9718	H_0 diterima

4.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model TARCH terbaik berdasarkan uji signifikansi model, uji heteroskedastisitas dan nilai AIC dapat disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Model	Signifikansi	Uji Heteroskedastisitas	Nilai AIC
AR([3])–TARCH(1)	Semua parameter signifikan	Tidak terdapat efek ARCH	-4,6710
MA([3])–TARCH(1)	Semua parameter signifikan	Tidak terdapat efek ARCH	-4,6697

Berdasarkan Tabel 10, model AR([3])–TARCH(1) dan MA([3])–TARCH(1) memenuhi uji signifikansi parameter dan dalam kedua model tersebut sudah tidak terdapat efek ARCH. Dilihat dari nilai AIC kedua model tersebut, nilai AIC terkecil terdapat pada model AR([3])–TARCH(1) dengan nilai AIC sebesar -4,6710. Jadi model terbaik yang akan digunakan adalah model AR([3])–TARCH(1) dengan persamaan sebagai berikut:

Persamaan *mean*: $Z_t = -0{,}0625\, Z_{t-3} + a_t$

Persamaan varian: $\sigma_t^2 = 0{,}0005 + 0{,}1057 a_{t-1}^2 + 0{,}2560\, a_{t-1}^2 S_{t-1}^-$

4.8 Identifikasi Nilai Ekstrem dengan Metode *Block Maxima*

Langkah awal yang dilakukan adalah dengan mengubah data menjadi negatif *return* karena berhubungan dengan risiko keuangan. Kemudian data tersebut dibagi menjadi blok bulanan dan diperoleh nilai ekstrem sebanyak 74 data.

4.9 Uji Kesesuaian Distribusi

Untuk mengetahui apakah data nilai ekstrem *return* saham mengikuti distribusi GEV dilakukan Uji Kolmogorov-Smirnov. Nilai *p-value* diperoleh sebesar 0.9728. Sehingga disimpulkan bahwa pada taraf signifikansi α = 5% data ekstrem mengikuti distribusi GEV.

Tabel 11 Uji Normalitas dengan Uji Jarque-Bera

Model	Jarque-Bera	*p-value*	Keputusan
AR([3])	1038,7700	0,000	H_0 ditolak
MA([3])	1024,6500	0,000	H_0 ditolak
ARMA([3],[3])	987,9513	0,000	H_0 ditolak

4.10 Estimasi Parameter GEV

Estimasi parameter model GEV menghasilkan parameter bentuk (ξ) 0,0833, parameter skala (σ) 0,0150 dan parameter lokasi (μ) 0,0353.

4.11 Perhitungan VaR

Berikut adalah perhitungan nilai VaR pendekatan GEV:

$$\widehat{VaR}_{GEV} = \mu_n - \frac{\sigma_n}{\xi_n}\{1 - n\, ln(1-p)\}^{-\xi_n}$$

$$= 0{,}0353 - \frac{0{,}0150}{0{,}0833}\{1 - 74\, ln(1-0{,}05)\}^{-0{,}0833}$$

$$= 0{,}0164$$

Berdasarkan model AR([3])–TARCH(1) diperoleh nilai $\hat{\mu}_{t+1}$ sebesar 0,0014 dan $\hat{\sigma}^2_{t+1}$ sebesar 0,0005. Selanjutnya, akan dihitung VaR kombinasi TARCH–GEV sebagai berikut:

$$\widehat{VaR^t}_{GEV} = \hat{\mu}_{t+1} + \hat{\sigma}_{t+1}\,\widehat{VaR}_{GEV}$$

$$= 0{,}0014 + (\sqrt{0{,}0005} \text{ x } 0{,}0164)$$

$$= 0{,}0018$$

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan diperoleh kesimpulan bahwa model terbaik untuk memodelkan data *return* saham BSDE periode September 2012 sampai dengan Oktober 2018 adalah model AR([3])–TARCH(1) dengan:

Persamaan *mean*: $Z_t = -0{,}0625\,Z_{t-3} + a_t$

Persamaan varian: $\sigma_t^2 = 0{,}0005 + 0{,}1057 a_{t-1}^2 + 0{,}2560\, a_{t-1}^2 S_{t-1}^-$

Dengan menggunakan 74 data nilai ekstrim, diperoleh hasil etimasi parameter GEV dengan parameter bentuk (ξ) = 0,0833, parameter skala (σ) = 0,0150 dan parameter lokasi (μ) = 0,0353. Berdasarkan perhitungan VaR kombinasi TARCH-GEV dapat disimpulkan bahwa pada tingkat kepercayaan 95% seorang investor untuk satu hari ke depan akan mengalami kerugian maksimum sebesar 0,18%.

DAFTAR PUSTAKA

Ambarsari, A., Sudarno, dan Tarno. 2016. Perbandingan Pendekatan Generalized Extreme Value dan Generalized Pareto Distribution untuk Perhitungan Value at Risk pada Portofolio Saham. *Jurnal Gaussian*, Vol. 5, No. 3, pp 361-371.

Bumi, O.C. 2013. Volatilitas Return Saham di Indonesia: Pola dan Perbandingan dengan Malaysia dan Singapura. *Jurnal BPPK*, Vol. 6, No. 1, pp 61-74.

Dharmawan, K. 2012. Estimasi Nilai VaR Dinamis Indeks Saham Menggunakan Peak-Over-Threshold dan Block Maxima. *Jurnal Matematika*, Vol. 2, No. 2, pp 1-12.

Dowd, K. 2005. *Measuring Market Risk*, *Second Edition*. England: John Willey & Sons, Ltd.

Gujarati, D.N. dan Porter, D.C. 2012. *Dasar-Dasar Ekonometrika.* Diterjemahkan oleh: Raden C.M. Jakarta: Salemba Empat. Terjemahan dari: Basic Econometrics.

Maruddani, D.A.I. 2019. *Value at Risk untuk Pengukuran Risiko Investasi Saham: Aplikasi dengan Program R*. Ponorogo: Wade Group.

Miron, D. dan Tudor, C. 2010. Asymmetric Conditional Volatility Models: Empirical Estimation and Forecasting Comparison of Forecasting Accuracy. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, Vol 3, pp 74-93.

Murenzi, R., Thomas, K., dan Mung'atu, J.K. 2015. Modeling Exchange Market Volatility Risk in Rwanda Using GARCH-EVT Approach. *International Journal of Thesis Projects and Dissertations*, Vol. 3, No. 3, pp 67-80.

Noor, H.F. 2009. *Investasi Pengelolaan Keuangan Bisnis dan Pengembangan Ekonomi Masyarakat*. Jakarta: PT Malta Printindo.

Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan EViews.* Yogyakarta: Andi Offset.

Tsay, R.S. 2002. *Analysis of Financial Time Series: Financial Econometrics*. Canada: John Wiley and Sons, Inc.