

Value at Risk dengan Memperhatikan Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity-Generalized Pareto Distribution

Value at Risk with Performing Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity-Generalized Pareto Distribution

Nadiyah Hafidah Sinambela, Di Asih I Maruddani*), Arief Rachman Hakim
 Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

*E-mail: maruddani@live.undip.ac.id

ABSTRACT

Stocks are an investment that many investors are interested in but often have a high risk. Value at Risk (VaR) is one tool that is often used in risk measurement. In general, financial data fluctuate rapidly so that the variants of the residuals are not constant or heteroscedasticity. The condition of heteroscedasticity is modeled using the ARCH/GARCH model. If there is an asymmetric effect on the data, it is modeled using an asymmetric GARCH model, namely Exponential GARCH (EGARCH). In addition to the impacts of heteroscedasticity and asymmetric events, extreme events in fat distribution tails are modeled using the Extreme Value Theory method, namely the Peaks Over Threshold method with the Generalized Pareto Distribution (GPD) approach. The data in this study is the return data of PT. Indocement Tunggak Prakarsa Tbk (INTP) for the period of March 1, 2013 - October 31, 2018. It was found that the data was heteroscedasticity, asymmetric, and there were also fat distribution tails, so it was modeled using a combination of EGARCH-GPD models. ARIMA ([2], 0, [2,13]) EGARCH (1,1) has the smallest AIC compared to other models, and then we choose it as the best model. The amount of risk with a 95% confidence level obtained with the GPD approach is 0.333% of current investment.

Keywords: asymmetric effect, value at risk, EGARCH, extreme data, generalized Pareto distribution.

PENDAHULUAN

Saham adalah salah satu investasi finansial yang berupa bukti kepemilikan individu atau institusi pada suatu perusahaan. Pembeli saham selalu mengharapkan *return* (pengembalian) yang maksimal dari investasi yang dilakukan. Akan tetapi potensi keuntungan juga diikuti dengan adanya potensi risiko kerugian. *Return* yang tinggi akan membawa *risk* (risiko) yang tinggi pula. Prediksi risiko dapat membantu investor ataupun manajemen perusahaan dalam melakukan pengambilan keputusan dan mengantisipasi risiko yang akan terjadi (Maruddani, 2019).

Berdasarkan berbagai kajian yang pernah dilakukan, data *return* finansial cenderung memiliki volatilitas yang tinggi dan membentuk *volatility clustering*, yaitu kondisi varian dari residual selalu berubah atau tidak konstan dari waktu ke waktu (heteroskedastis) (Rosadi, 2012). Engle (1982) memperkenalkan model runtun waktu dengan sifat heteroskedastis tersebut, yaitu model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH). model ARCH digeneralisasi menjadi *Generalized*

Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) Bollerslev (1986).

Volatilitas data keuangan juga cenderung bersifat asimetris, yaitu gejala positif (*good news*) dan gejala negatif (*bad news*) tidak memberikan dampak yang seimbang. *Good news* berdampak positif terhadap pergerakan volatilitas ketika *return* lemah dan *bad news* yaitu berdampak negatif terhadap pergerakan volatilitas ketika *return* naik. Model GARCH dikembangkan untuk mengakomodasi kemungkinan adanya respon volatilitas yang asimetris (Tsay, 2002). Model GARCH asimetris diantaranya adalah Exponential GARCH (EGARCH), *Threshold* GARCH (TGARCH), *Asymmetrics Power* ARCH (APARCH), dan Glosten, Jagannathan and Runkle GARCH (GJR-GARCH). *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH) yang dikembangkan oleh (Nelson, 1991) cukup populer dan telah banyak ditemui dalam sifat data *return* saham. Alberg *et al.* (2008) melakukan pemodelan data harga Tel Aviv *Stock Exchange* (TASE) dengan peramalan EGARCH yang lebih tepat dibandingkan

dengan model GJR-GARCH dan TGARCH. Lim & Sek (2013) menerapkan beberapa *asymmetrics* GARCH, diperoleh hasil bahwa EGARCH cukup baik untuk memodelkan volatilitas pasar saham di Malaysia.

Selain adanya efek GARCH, tidak jarang terdapat kejadian ekstrem dalam saham-saham finansial. Data-data ekstrem ini perlu diakomodasi dalam model dengan menggunakan *Extreme Value Theory* (EVT). EVT mengidentifikasi kejadian-kejadian ekstrem dengan menggambarkan karakteristik dari ekor distribusi *return*. Terdapat dua metode EVT, yaitu metode *Generalized Extreme Value Theory* (GEV) dengan *Block Maxima* dan *Generalized Pareto Distribution* (GPD) dengan *Peak Over Threshold* (Dharmawan, 2012). Louangrath (2016) dan Gilli & K llezi (2006) membuktikan secara empiris bahwa data-data finansial mengandung *extreme value* sehingga GEV dan GPD tepat untuk diterapkan.

Morgan (1996) mengkonstruksi konsep *Value at Risk* (VaR) sebagai alat ukur dalam *risk management*. VaR merupakan ukuran risiko yang dapat digunakan untuk menentukan kerugian maksimum investasi atas suatu aset dalam periode waktu dan tingkat kepercayaan tertentu. Berdasarkan pendekatan VaR parametrik, metode yang digunakan dalam mengukur VaR bergantung pada distribusi *return* aset dan terikat pada asumsi yang harus dipenuhi (Maruddani & Trimono, 2020). Pengukuran VaR akan tepat jika diimbangi dengan penelitian mengenai karakteristik datanya.

Data-data finansial di Indonesia juga menunjukkan perilaku yang sama. Pengukuran risiko akan lebih tepat dengan memperhatikan perilaku data. Uminingsih (2012) memodelkan *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH) pada saham PT. ANTAM. Zuhara *et al.* (2012) mengukur VaR (*Value at Risk*) GPD dengan data empiris pada saham Semen Indonesia (Persero) Tbk. Tyas *et al.* (2019) memodelkan data *return* saham pada kasus serupa dengan model *Threshold Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (TARCH) dan *Extreme Value Theory* (EVT) pada data PT Bumi Serpong Damai Tbk. Sedangkan Singh *et al.* (2011) menghitung VaR pada data *return* Australia *Stock Market* dengan EVT dan GARCH (1,1).

Berdasarkan kajian awal pada data *return* saham PT. Indocement Tunggal Prakarsa Tbk.,

diperoleh bahwa data tersebut terindikasi mempunyai sifat volatilitas asimetris dan terdapat data ekstrem. Kajian ini akan mengukur risiko investasi pada PT. Indocement Tunggal Prakarsa Tbk (INTP). Berdasarkan karakteristik data *return* sahamnya. Pemodelan yang digunakan adalah menggabungkan model EGARCH dan GPD pada pengukuran *Value at Risk*.

METODE

Data yang digunakan adalah data harga penutupan (*closing price*) saham harian pada INTP periode 1 Maret 2013 – 31 Oktober 2018 pada hari aktif yaitu Senin sampai Jumat sebanyak 1402 data. Jumlah data yang digunakan 1444 data. Data *in sample* sebanyak 1402 data dari periode 1 Maret 2013 sampai dengan 31 Oktober 2018. Data *out sample* ditentukan sebanyak 42 data, yaitu dari periode 1 November 2018 sampai dengan 31 Desember 2018. Data diperoleh pada situs www.finance.yahoo.com.

Pengolahan data menggunakan EViews dan Easy Fit. Langkah-langkah analisis data adalah:

1. Identifikasi data *return* saham berdasarkan plot dan statistik deskriptif;
2. Identifikasi model ARIMA terbaik berdasarkan signifikansi parameter dan verifikasi model;
3. Uji efek ARCH/GARCH dengan Lagrange *Multiplier* (L). Uji ini dilakukan pada model regresi kuadrat *residual* pada waktu t dengan lag k (Wei, 2006)

Hipotesis:

$$H_0: \theta_1 = \theta_2 = \dots = \theta_m = 0$$

$$H_1: \exists \theta_i \neq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

Taraf Signifikansi: α

Statistik uji

$$L = NR^2$$

$$R^2 = \frac{J}{J} = \frac{\sum_{t=1}^n (\hat{a}_t^2 - \bar{a}_t^2)}{\sum_{t=1}^n (a_t^2 - \bar{a}_t^2)}$$

dengan:

N = banyaknya pengamatan

R^2 = nilai koefisien determinasi

m = banyaknya lag yang diuji

a_t^2 = kuadrat residual pada waktu ke- t

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika nilai probabilitas $LM > \chi_{(m)}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$

4. Uji *sign bias* untuk mengetahui adanya efek asimetris pada model berikut (Brook, 2008):

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \varphi_0 + \varphi_1 S_{t-1}^- + \varphi_2 S_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1} + \varphi_3 S_{t-1}^+ \hat{\varepsilon}_{t-1} + \mu_t$$

dengan:

$$S_{t-1}^+ = 1 - S_{t-1}^-$$

$$S_{t-1}^- = \text{variabel dummy} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$$

φ_1 = parameter *sign* bias (efek positif atau negatif)

φ_2 = parameter *size* bias (besar efek negatif)

φ_3 = parameter *size* bias (besar efek positif)

Pengujian parameter pada persamaan regresi tersebut dilakukan dengan langkah berikut:

Hipotesis:

$$H_0 : \varphi_1 = \varphi_2 = \varphi_3 \quad (\text{residual bersifat simetris})$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \varphi_j \neq 0 \quad \text{untuk } j=1, 2, 3 \quad (\text{residual bersifat asimetris})$$

Taraf Signifikan: α

Statistik uji:

$$F_{\text{hitung}} = \frac{SSR_0/k}{SSR_1/n-k-1}$$

dengan:

$$S_0 = \sum_{t=1}^n (\hat{\varepsilon}_t^2 - \omega)^2$$

$$\omega = \frac{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2}{n}$$

$$S_{R1} = \sum_{t=1}^n u_t^2$$

u_t^2 = residual kuadrat

n = jumlah pengamatan

k = jumlah parameter yang diuji

Kriteria uji:

$$H_0 \text{ ditolak jika } F_{\text{hitung}} > F_{\text{tabel}} \text{ atau } p\text{-value} < \alpha$$

- Identifikasi model EGARCH dengan estimasi parameter berdasarkan *Quasi Maximum Likelihood Estimator* (QMLE) dan pemilihan model terbaik dengan melihat AIC terkecil. Secara umum, proses EGARCH pada orde p dan atau EGARCH (p, q) didefinisikan sebagai berikut:

$$ln \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\alpha_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{j=1}^q \beta_j ln (\sigma_{t-j}^2) + \sum_{k=1}^r \sum_{j=1}^p \gamma_j \frac{\alpha_{t-k}}{\sigma_{t-k}}$$

dengan:

σ_t^2 = varian residual pada saat t

α = parameter ARCH

β = parameter dari GARCH

γ = parameter keasimetrisan model

dengan $\alpha_0, \alpha_i, \beta_j$ merupakan konstanta parameter model EGARCH (p, q)

- Menentukan nilai *threshold* pada data ekstrem dengan metode *Peak Over Threshold* (POT), yaitu mengidentifikasi nilai ekstrem menggunakan *threshold* (u) . Metode ini menggunakan *Picklands-Dalkema-De Hann Theorem* yang menyatakan bahwa semakin tinggi *threshold* (u) , maka distribusi untuk data di atas *threshold* (u) tersebut akan berdistribusi GPD (Desi & Sutikno, 2013). Menurut Dowd (2002) GPD memiliki *probability density function* (pdf) sebagai berikut:

$$g_{\xi, \beta}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\beta} \left(1 + \frac{\xi x}{\beta}\right)^{-1-\frac{1}{\xi}} & \text{jika } \xi > 0 \\ \frac{1}{\beta} e^{-\left(-\frac{x}{\beta}\right)} & \text{jika } \xi < 0 \end{cases}$$

dengan:

$$\beta > 0 \text{ dan } x_i > 0 \quad \text{jika } \xi > 0,$$

$$0 < x_i < -\beta/\xi \quad \text{jika } \xi < 0$$

ξ = parameter bentuk (*shape*)

β = parameter skala (*scale*)

- Uji kesesuaian distribusi GPD menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov;
- Estimasi parameter *Generalized Pareto Distribution* dengan metode *Maximum Likelihood* (MLE);
- Menghitung nilai *Value at Risk* untuk GPD sebagai berikut (Rosso, 2015):

$$VaR_G = u + \frac{\beta}{\xi} \left[\left(\frac{n}{N_u} (1 - c) \right)^{-\xi} - 1 \right]$$

dan VaR EGARCH-GPD sebagai berikut:

$$VaR_t = \hat{\mu}_{t+1} + \hat{\sigma}_{t+1} \widehat{VaR}_{GPD}$$

dengan

u = nilai *threshold*

n = ukuran sampel

c = nilai dari $1 - \alpha$, merupakan tingkat signifikansi

N_u = banyaknya pengamatan di atas nilai *threshold*

ξ = nilai parameter bentuk asli dari hasil estimasi parameter GPD

β = nilai parameter skala dari hasil estimasi parameter GPD

μ_{t+1} = *expected return* portofolio

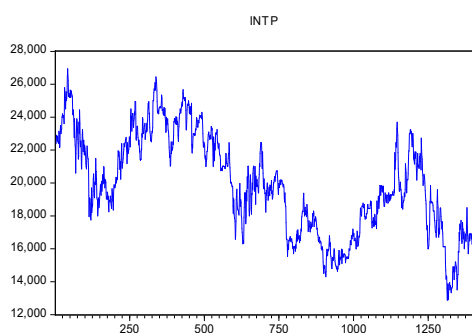
$\hat{\sigma}_{t+1}$ = simpangan baku residual dari model EGARCH.

HASIL DAN PEMBAHASAN

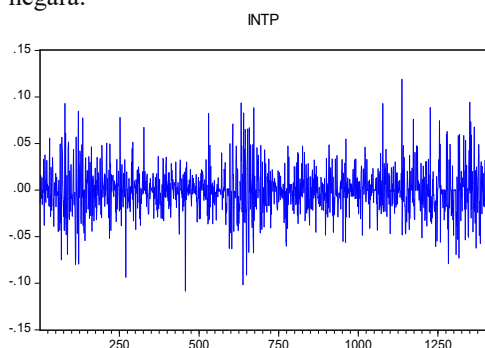
Untuk melihat gambaran karakteristik data, dibuat plot untuk data saham dan data *return* saham dan statistik deskriptif data.

Tabel 1. Statistik Deskriptif *Return* Saham INTP

Deskripsi	Harga	<i>Return</i>
Banyak data	1409	1408
Mean	19918,40	-0,000194
Maksimum	26950	0,118928
Minimum	12875	-0,108271
Standar Deviasi	3000,30	0,024418
<i>Skewness</i>	0,01092	0,217243
Kurtosis	-0,89504	5,339458

Gambar 1. Plot Harga *Closing Price* Saham INTP

Gambar 1 menunjukkan bahwa harga saham sebanyak 1403 data selama kurun waktu yang diamati tidak stasioner karena plot sangat fluktuatif. Hal ini mengindikasikan bahwa harga saham sepanjang periode pengamatan dalam kondisi tidak stabil. Kondisi terbaik ada di sekitar bulan Mei 2013, dengan harga saham tertinggi sebesar Rp26.960. Harga saham terburuk ada di periode pertengahan Agustus 2018 dengan harga saham terendah Rp12.875. Gejolak harga saham sangat rentang dipengaruhi oleh kondisi dari dalam perusahaan maupun stabilitas ekonomi negara.

Gambar 2. Plot Return Harga *Closing Price* Saham INTP

Sedangkan plot runtun waktu data *return* terlihat pada Gambar 2 menunjukkan data

stasioner dalam *mean*, karena *mean* pengamatan bernilai konstan sepanjang waktu. Akan tetapi, plot data *return* saham INTP menunjukkan variansi yang tidak tetap. Pada suatu periode menunjukkan variansi yang rendah, di beberapa periode lain menunjukkan variansi yang tinggi. Pola ini menunjukkan adanya *volatility clustering*, yakni tingginya variabilitas data pada suatu waktu diikuti keadaan yang sama dalam waktu selanjutnya. Secara visual, data *return* ini menunjukkan adanya gejala heteroskedastisitas. Beberapa penelitian di Indonesia sebelumnya juga menunjukkan karakteristik data *return* saham yang sama, yaitu memiliki data ekstrem dan fluktuasi yang asimetris (Uminingsih, 2012; Zuhara *et al.*, 2012).

Gambar 2 juga menunjukkan keberadaan data-data ekstrem. Titik ekstrem tinggi ada pada beberapa data berikut: pertengahan Oktober 2015 (data ke-634), awal Agustus 2017 (data ke-1986), dan akhir Oktober 2017 (data ke-1146). Titik ekstrem rendah yang muncul pada pola data tersebut diantaranya pada pertengahan April 2014 (data ke-272), awal Januari 2015 (data ke-459), pertengahan Oktober 2015 (data ke-640).

Keberadaan data ekstrem juga dapat ditunjukkan oleh nilai kurtosis yang lebih besar dari 3. Nilai kurtosis pada Tabel 1 sebesar 5,339458, sehingga data *return* saham INTP diindikasikan memiliki data ekstrem.

Model ARIMA mensyaratkan bahwa data yang digunakan adalah stasioner, yaitu data mempunyai mean, varian, dan kovarian yang konstan, tidak tergantung pada waktu. Uji stasioneritas dalam *mean* yang digunakan adalah uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF).

Tabel 2. Uji *Augmented Dickey-Fuller*

	t-Statistics	Prob.*
ADF Test Statistics	-21.10422	0.0000
Test Critical Value		
1% level	-3.43482	
5% level	-2.86340	
10 % level	-2.56781	

Berdasarkan Tabel 2, dengan tingkat signifikansi 5%, nilai probabilitas kurang dari 5% berarti data *return* stasioner dalam *mean*.

Stasioneritas dalam varian dapat dilakukan dengan Transformasi Box-Cox. Nilai *rounded value* adalah 1. Hal ini menunjukkan bahwa data *return* saham INTP stasioner dalam varian.

Pemodelan ARIMA dengan menggunakan metode Box-Jenkins memberikan hasil

beberapa model ARIMA dengan parameter signifikan, yaitu

ARIMA([2],0,0)	ARIMA(0,0,[2])
ARIMA([13],0,0)	ARIMA(0,0,[13])
ARIMA ([2],0,[4])	ARIMA ([2],0,[10])
ARIMA ([2],0,[13])	ARIMA ([13],0,[2])
ARIMA ([2,13],0,[2])	ARIMA ([2],0,[2,13])
ARIMA ([2,32],0,0)	

Selanjutnya dideteksi adanya heteroskedastisitas dalam data dengan Uji LM. Berdasarkan Tabel 3, diperoleh keputusan bahwa H_0 ditolak untuk semua model karena nilai $p\text{-value} < 5\%$, sehingga disimpulkan adanya efek heteroskedastisitas pada residual setiap model. Setelah diketahui bahwa terdapat efek heteroskedastisitas pada residual dilanjutkan dengan pemodelan. ARCH/GARCH.

Berdasarkan uji ARCH Lagrange Multiplier diketahui bahwa pada model ARIMA (0,0,[2]), ARIMA ([2],0,4), ARIMA (0,0,[2,13]), ARIMA ([2,13],0,[2]), dan ARIMA ([2],0,[2,13]) terdapat efek heteroskedastisitas. Selanjutnya dengan menggunakan Uji Sign Bias diperoleh bahwa data volatilitas bersifat asimetris, maka dibentuk model EGARCH untuk mengatasi masalah tersebut. Model yang diperoleh berdasarkan signifikansi parameter adalah ARIMA ([2,13],0,[2]) EGARCH(1,1), ARIMA ([2],0,[2,13]) EGARCH(1,1).

Tabel 3. Uji ARCH-LM

Model	LM	Prob	Keputusan
ARIMA (0,0,[2])	13,4213	0,0002	H_0 ditolak
ARIMA ([2],0,[4])	13,2589	0,0003	H_0 ditolak
ARIMA ([2,13],0,[2])	12,1157	0,0005	H_0 ditolak
ARIMA ([2],0,[2,13])	12,2049	0,0005	H_0 ditolak

Pemilihan model terbaik dilihat dari nilai AIC (Akaike's Information Criterion) yang terendah. Berdasarkan Tabel 4 disimpulkan bahwa model ARIMA ([2],0,[2,13]) EGARCH(1,1) adalah model terbaik dengan nilai AIC sebesar -4,67846.

Tabel 4. Pemilihan Model Terbaik

Model	AIC
ARIMA ([2,13],0,[2])	-4,67811
EGARCH(1,1)	
ARIMA ([2],0,[2,13])	-4,67846
EGARCH(1,1)	

Model yang dihasilkan adalah:

$$Z_t = 0,44030 Z_{t-2} - 0,52301 a_{t-2} - 0,08551 a_{t-1} + a_t$$

$$\ln \sigma_t^2 = -0,49685 + 0,13775 \ln \sigma_{t-1}^2 - 0,05138 \frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0,94711 \frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$$

Dugaan varian ($\hat{\sigma}_t^2$) dari residual model ARIMA ([2],0,[2,13]) EGARCH(1,1) diperoleh 0,000570, sehingga dugaan standar deviasi ($\hat{\sigma}_t$) adalah 0,023875. Nilai dugaan standar deviasi merupakan volatilitas pergerakan saham. Hal ini menunjukkan bahwa nilai prediksi Z_t berada diantara kisaran Z_t dan standar deviasinya ($\hat{\sigma}_t$).

Data saham INTP diramalkan untuk 42 hari ke depan. Selanjutnya untuk mengevaluasi nilai peramalan dan membantu menyimpulkan sejauh mana akurasi peramalan yang dilakukan, maka digunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Nilai MAPE sebesar 0,3383% kurang dari 10%, sehingga akurasi peramalan masuk pada kategori yang sangat baik.

Mendeteksi keberadaan data ekstrem dan fluktuasi asimetris pada return saham PT Bumi Serpong Damai Tbk dan dilakukan pemodelan dengan EVT-TARCH (Tyas et al., 2019). Akan tetapi model EGARCH tidak membatasi nilai parameter non-negatif untuk menghasilkan varian bersyarat non-negatif artinya nilai parameter EGARCH dapat bernilai positif atau negatif dibandingkan dengan nilai parameter GARCH yang mensyaratkan koefisien parameter bernilai positif dan varian residual masa sekarang juga dipengaruhi oleh varian residual masa lalu. Pada penelitian ini ketepatan penggunaan model EGARCH ditunjukkan dengan nilai MAPE yang sangat rendah.

Identifikasi nilai ekstrem dilakukan dengan menetapkan batas atau threshold. Data di atas nilai threshold dianggap sebagai nilai ekstrem. Nilai threshold merupakan data urutan ke N_{u+1} , dengan N_u adalah banyaknya pengamatan di atas threshold (nilai ekstrem). Banyaknya nilai ekstrem adalah $10\% \times 1444 = 144,4 \approx 144$. Nilai threshold yang digunakan adalah data urutan ke 145 yaitu 0,0287101.

Tabel 5. Uji Keseuaian Distribusi

D_{hitung}	D_{tabel}	$p\text{-value}$	Keputusan
0,11317	0,11333	0,88116	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 5 disimpulkan bahwa data nilai ekstrem berdistribusi GPD. Hasil estimasi parameter Generalized Pareto Distribution (GPD) diberikan pada Tabel 6. Hasil estimasi parameter bentuk (ξ)

menunjukkan perilaku ekor data ekstrem, sedangkan untuk parameter skala (β) menunjukkan keragaman nilai ekstrem.

Tabel 6. Estimasi Parameter GPD

Karakteristik	Nilai
Threshold (u)	0,02871
Jumlah Pengamatan (n)	1444
Jumlah Pengamatan di atas	144
Threshold (N_u)	
Parameter Bentuk (<i>shape</i>) ξ	-0,02047
Parameter Skala (<i>scale</i>) β	0,01597
Parameter Lokasi (<i>location</i>) μ	0,02846

Tabel 6 menunjukkan bahwa banyaknya pengamatan di atas ambang batas $u = 0,02871$ adalah 144 data. Hasil estimasi parameter menunjukkan bahwa besarnya skala (β) sebesar 0,01597 dan parameter bentuk (ξ) sebesar -0,02047. Bentuk ekor distribusi adalah berbentuk distribusi Beta.

Hasil estimasi dapat dilihat pada Tabel 6 digunakan untuk menghitung nilai VaR untuk GPD sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{VaR}_G &= u + \frac{\beta}{\xi} \left[\left(\frac{n}{N_u} (1 - c) \right)^{-\xi} - 1 \right] \\ &= 0,01736 \end{aligned}$$

Berdasarkan nilai VaR_{GPD} diperoleh kesimpulan bahwa dalam satu hari ke depan, maksimum kerugian yang mungkin terjadi adalah sebesar 1,7356% dari total investasi dengan tingkat kepercayaan 95%. Akan tetapi nilai ini hanya memperhatikan keberadaan data ekstrem saja. Sifat *asymmetries heteroscedasticity* yang dimiliki oleh data *return* diperlukan VaR kombinasi EGARCH-GPD. Nilai μ_{t+1} dan $\hat{\sigma}_{t+1}$ diperoleh dari prediksi satu periode ke depan dari model EGARCH terbaik yang terpilih.

$$\begin{aligned} \text{VaR}_{t(\text{GPD})} &= \hat{\mu}_{t+1} + \hat{\sigma}_{t+1} \text{VaR}_{\text{GPD}} \\ &= 0,002916 \\ &\quad + (0,02387 \times 0,01736) \\ &= 0,0033304 \end{aligned}$$

$\text{VaR}_{t(\text{GPD})}$ sebesar 0,0033304 menunjukkan bahwa dengan tingkat kepercayaan 95% kemungkinan kerugian pada satu hari ke depan yang diterima investor adalah 0,33304% dari investasi pada hari ini. Jika investor menanamkan modalnya pada saham PT. Indocement Tunggal Prakarsa Tbk. (INTP) sebesar Rp100.000.000 maka akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp333.040.

Hasil $\text{VaR}_{t(\text{GPD})}$ ini merupakan ukuran terbaik dengan memperhatikan karakteristik datanya. Hal yang sama juga ditunjukkan pada penelitian tentang ukuran risiko pada data saham baik di Indonesia maupun di negara-negara lain (Alberg *et al.*, 2008; Singh *et al.*, 2011; Tyas *et al.*, 2019).

KESIMPULAN

Nilai *return* saham PT PT. Indocement Tunggal Prakarsa Tbk. (INTP) periode Maret 2013 hingga Oktober 2018 menunjukkan pola yang fluktuatif. Karakteristik data *return* saham INTP menunjukkan variansi yang tidak tetap dan tidak simetris (*assymetric heteroscedastic*) serta terdapat data ekstrem. Model time series ARIMA-EGARCH dengan data ekstrem diperlukan untuk kasus data semacam ini. Model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA ([2],0,[2,13]) EGARCH(1,1).

Salah satu ukuran risiko yang tepat pada data dengan karakteristik tersebut adalah *Value at Risk* dengan tambahan parameter variansi dan data ekstrem. Hasil yang diperoleh adalah investasi pada saham INTP menghasilkan prediksi risiko sebesar 0,33304% dari investasi yang ditanamkan. Risiko ini cukup rendah mengingat data *return* yang mempunyai volatilitas tinggi yang mengindikasikan bahwa pola *return* yang tidak stabil.

DAFTAR PUSTAKA

- Alberg, D., Shalit, H., & Yosef, R. (2008). Estimating Stock Market Volatility Using Asymmetric GARCH Models. *Applied Financial Economics*. **18**(15): 1201-1208.
- Bollerslev, T. (1986). *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*. **31**:307-327.
- Brook, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance* (2nd ed.). Cambridge University Press.
- Desi, Y. S. W., & Sutikno, S. (2013). Estimasi Parameter Generalized Pareto Distribution Pada Kasus Identifikasi Perubahan Iklim di Sentra Produksi Padi Jawa Timur. *Jurnal Sains dan Seni Pomits*. **2**(2): 141-146.
- Dharmawan, K. (2012). *Menggunakan Peak-Over Threshold dan Block*. **2**(2): 1-12.
- Dowd, K. (2002). *An Introduction to Market Risk Measurement* (1st ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the

- Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*. **50**(4): 987-1008.
- Gilli, M., & K ellezi, E. (2006). An Application of Extreme Value Theory For Measuring Financial Risk. *Computational Economics*, **27**(2-3): 207–228.
- Lim, C. M., & Sek, S. K. (2013). Comparing the Performances of GARCH-type Models in Capturing The Stock Market Volatility in Malaysia. *Procedia Economics and Finance*. **5**(13): 478-487.
- Louangrath, P. I. (2016). Stock Price Analysis Under Extreme Value Theory. *SSRN Electronic Journal*. **1**(4): 51-67.
- Maruddani, D. A. I. (2019). *Value at Risk untuk Pengukuran Risiko Investasi Saham: Aplikasi dengan Program R* (T. W. Publish (ed.); 1st ed.). WADE Group Publishing.
- Maruddani, D. A. I., & Trimono, T. (2020). *Microsoft Excel untuk Pengukuran Value at Risk: Aplikasi pada Risiko Investasi Saham* (T. U. Press (ed.); 1st ed.). Undip Press.
- Morgan, J. P. (1996). *Risk Metrics: Technical Document* (4th ed.). Morgan Guaranty Trust Company.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Return: A New Approach. *Econometrica*. **59**(2): 357-370.
- Rosadi, D. (2012). *Ekonometrika & Analisis Waktu terapan dengan Eviews* (1st ed.). Andi Offset.
- Rosso, G. (2015). Extreme Value Theory for Time Series using Peak-Over-Threshold method. *ArXiv Preprint ArXiv:1509.01051*. **0**(9): 1-4.
- Singh, A. K., Allen, D.E., & Powell, R. J. (2011). Value at Risk estimation using Extreme Value Theory. *MODSIM 2011 - 19th International Congress on Modelling and Simulation - Sustaining Our Future: Understanding and Living with Uncertainty*, **500**(December): 1478–1484.
- Tsay, R. S. (2002). *Analisis of Financial Time Series*. John Wiley & Sons, Inc.
- Tyas, M. D. P., Maruddani, D. A. I., & Rahmawati, R. (2019). Perhitungan Value At Risk Dengan Pendekatan Threshold Autoregressive Conditional Heteroscedasticity-Generalized Extreme Value. *Media Statistika*. **12**(1): 73.
- Uminingsih, D. (2012) *Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH) dan Penerapannya pada Data Indeks Harga Saham (Studi Kasus pada Saham PT. ANTAM (Persero) Tbk)*. Universitas Negeri Yogyakarta.
- Wei, W. W. S. (2006). *Tme Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. Addison Wesley Publishing Company.
- Zuhara, U., Akbar, M. S., & Haryono, H. (2012). Penggunaan Metode VaR (Value at Risk) dalam Analisis Risiko Investasi Saham dengan Pendekatan Generalized Pareto Distribution (GPD). *Jurnal Sains Dan Seni ITS*. **1**(1): 56-61.

