

ESTIMASI *VALUE AT RISK* DAN *TAIL VALUE AT RISK* SAHAM AGRO MENGGUNAKAN METODE *PEAK OVER THRESHOLD* DENGAN *GENERALIZED PARETO DISTRIBUTION*

*Berlian Setiawaty, Rayna Nurriszky Hendartriany, Hanifah Muslimah, Adhan Haidar Hakim, dan Maulana Tata Aldena

Program Studi Aktuaria, Sekolah Sains Data, Matematika, dan Informatika,
Institut Pertanian Bogor, Jl. Meranti, Kampus IPB Dramaga Bogor

berlianse@apps.ipb.ac.id *corresponding author., raynanurriszky@apps.ipb.ac.id,
aktr_mhanifah@apps.ipb.ac.id, haidarhakim@apps.ipb.ac.id, maulanatata@apps.ipb.ac.id.

Abstrak

Investasi di pasar modal, khususnya pada saham dengan volatilitas tinggi seperti PT Bank Rakyat Indonesia Agromatika Tbk (AGRO), mengandung risiko ketidakpastian yang signifikan. Asumsi distribusi normal seringkali gagal menangkap perilaku ekstrem pada data *log-return* harga saham yang memiliki karakteristik ekor berat. Penelitian ini bertujuan untuk mengukur risiko ekstrem menggunakan pendekatan *Extreme Value Theory* melalui metode *Peak Over Threshold* yang dimodelkan dengan *Generalized Pareto Distribution*. Data yang digunakan adalah *log-return* harga saham harian AGRO periode Oktober 2022 hingga Oktober 2025. Analisis dilakukan secara terpisah pada ekor kiri untuk risiko kerugian dan ekor kanan untuk potensi keuntungan. Hasil estimasi menunjukkan adanya asimetri struktur ekor, di mana ekor kiri teridentifikasi memiliki batas yang pasti (ekor pendek), sedangkan ekor kanan bersifat ekor berat. Perhitungan *Value at Risk* dan *Tail Value at Risk* pada berbagai tingkat kepercayaan mengonfirmasi bahwa potensi keuntungan ekstrem secara statistik lebih dominan dibandingkan risiko kerugian ekstrem. Temuan ini memberikan informasi krusial bagi investor dalam menyusun strategi manajemen risiko yang lebih akurat dan efektif dibandingkan menggunakan metode konvensional.

Kata kunci: *Extreme Value Theory, Generalized Pareto Distribution, Peak Over Threshold, Tail Value at Risk, Value at Risk.*

1 Pendahuluan

Pasar modal memainkan peran penting dalam mendukung perekonomian nasional, khususnya sebagai sarana investasi dan pembiayaan jangka panjang. Salah satu instrumen utama dalam pasar modal adalah saham. Saham merupakan instrumen yang menawarkan potensi keuntungan tinggi namun disertai risiko yang signifikan. Potensi keuntungan tersebut didapat dalam bentuk *return* atau imbal hasil, yaitu perubahan harga dari waktu ke waktu. Pada kenyataannya, *return* saham tidak selalu berdistribusi normal dan seringkali memiliki ekor berat [7]. Karakteristik tersebut mengindikasikan adanya peluang kejadian ekstrem seperti lonjakan harga yang tajam atau penurunan drastis dalam waktu singkat.



Gambar 1. Grafik harga saham AGRO.

Dalam kurun waktu tiga tahun terakhir, harga saham PT Bank Rakyat Indonesia Agromiaga Tbk (AGRO) mengalami fluktuasi yang cukup signifikan. Hal tersebut mengakibatkan *return* saham AGRO tidak berdistribusi normal dan memiliki ekor berat. Sehingga, asumsi normalitas dalam pengukuran risiko akan gagal menangkap peluang kejadian ekstrem. Pemahaman terhadap perilaku ekstrem dalam *return* saham sangat penting karena hal tersebut memiliki dampak besar terhadap portofolio investasi, manajemen risiko, bahkan stabilitas sistem keuangan secara keseluruhan.

Teori nilai ekstrem atau *Extreme Value Theory* (EVT) telah menjadi kerangka yang tepat untuk memodelkan distribusi nilai-nilai ekstrem. EVT memiliki dua pendekatan utama, yaitu *Block Maxima* (BM) dan *Peak Over Threshold* (POT). Pendekatan BM mengandalkan nilai maksimum per blok waktu, sedangkan pendekatan POT memanfaatkan semua observasi yang melebihi ambang batas (*threshold*), menjadikannya lebih efisien dalam penggunaan data ekstrem [4]. Nilai-nilai ekstrem di atas *threshold* tersebut kemudian dimodelkan menggunakan *Generalized Pareto Distribution* (GPD) dengan dua parameter penting, yaitu *shape* (ξ) dan *scale* (σ) yang menggambarkan bentuk dan sebaran data ekstrem [9]. Melalui pendugaan parameter-parameter tersebut, dapat diketahui sifat ekor distribusi dari data memiliki ekor yang berat atau justru terbatas.

Dalam konteks pasar modal, hasil estimasi ini memiliki implikasi langsung terhadap pengukuran risiko keuangan. Salah satu pengukuran risiko paling umum adalah perhitungan ukuran risiko seperti *Value at Risk* (VaR) dan *Tail Value at Risk* (TVaR). Studi [7] menunjukkan bahwa asumsi normalitas dalam penghitungan VaR dan TVaR bisa mengabaikan ekor berat dan pendekatan POT memberikan estimasi yang lebih tepat.

Berbagai penelitian terdahulu telah mengaplikasikan EVT untuk mengukur risiko di pasar keuangan. Penelitian Gençay dan Selçuk [8] menunjukkan bahwa distribusi *return* di pasar saham negara berkembang memiliki karakteristik ekor kanan dan kiri yang berbeda. Ekor kiri (kerugian ekstrem) cenderung lebih berat dibandingkan ekor kanan (keuntungan ekstrem), yang mengindikasikan bahwa risiko dan imbal hasil tidak bersifat simetris. Fenomena serupa juga mulai diamati pada pasar saham Indonesia, meskipun sebagian besar penelitian domestik masih berfokus pada ekor kiri sebagai representasi risiko kerugian. Penelitian Situmeang [17] memodelkan ekor kiri dan ekor kanan distribusi *return* pada pasar negara berkembang, termasuk Indonesia. Sementara itu, pada penelitian Mustopa [15] dilakukan pemodelan kedua sisi ekor pada Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Namun demikian, penelitian yang secara spesifik berfokus pada

saham individual di Indonesia dengan penerapan pendekatan POT dan distribusi GPD dua sisi masih sangat terbatas.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini diarahkan untuk menerapkan pendekatan POT pada data *return* harian saham AGRO dengan pemodelan kedua sisi ekor. Selanjutnya, hasil estimasi digunakan untuk menghitung nilai VaR dan TVaR sebagai ukuran risiko pasar ekstrem. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi akademis dalam memperluas literatur EVT di pasar modal Indonesia, serta manfaat praktis berupa informasi yang dapat digunakan oleh investor dalam memperkuat strategi manajemen risiko.

2 Metodologi

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data *time series* harga penutupan harian saham PT Bank Rakyat Indonesia Agri Niaga Tbk (AGRO) yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Data diperoleh dari Yahoo Finance untuk periode 1 Oktober 2022 hingga 1 Oktober 2025. Pemilihan rentang waktu ini bertujuan untuk menangkap berbagai kondisi pasar, termasuk periode volatilitas tinggi dan rendah, sehingga data yang dianalisis cukup representatif. Total data observasi yang digunakan adalah sebanyak $n = 715$. Data ini kemudian diolah untuk mendapatkan data *return* harian yang akan menjadi dasar analisis.

2.2 Return Saham

Analisis dalam penelitian ini tidak dilakukan pada data harga saham secara langsung, melainkan pada data *return* harian. *Return* lebih umum digunakan dalam analisis risiko keuangan karena memiliki sifat stasioner yang lebih baik dibandingkan data harga. Metode *return* yang digunakan adalah *log-return*, yang dihitung menggunakan selisih logaritma natural dari harga penutupan antara dua hari perdagangan yang berurutan [19]. Secara matematis, *log-return* (R_t) pada hari ke- t dihitung dengan rumus:

$$R_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (1)$$

dengan P_t adalah harga penutupan saham pada hari ke- t .

Data *log-return* R_t inilah yang akan menjadi fokus utama analisis. Sesuai dengan tujuan penelitian untuk memodelkan kedua sisi ekor, data *log-return* akan dipisahkan menjadi dua:

1. Ekor kanan (keuntungan ekstrem): Terdiri dari *log-return* positif ($R_t > 0$) yang akan dianalisis untuk memodelkan keuntungan ekstrem.
2. Ekor kiri (kerugian ekstrem): Terdiri dari *log-return* negatif ($R_t < 0$). Untuk menerapkan metode POT, yang menganalisis nilai di atas ambang batas, data kerugian ini ditransformasi menjadi nilai positif sebelum dimodelkan.

Distribusi dari kedua set data ekstrem ini kemudian akan dimodelkan menggunakan GPD.

2.3 Generalized Pareto Distribution

Fungsi distribusi kumulatif (CDF) dari *Generalized Pareto Distribution* (GPD) ditentukan oleh dua parameter, yaitu parameter bentuk (*shape*) ξ dan parameter skala (*scale*) $\sigma > 0$. Kedua parameter ini masing-masing menggambarkan karakteristik ekor

(*tail*) dan skala penyebaran dari distribusi. Bentuk umum CDF GPD dinyatakan sebagai berikut:

$$F_{\xi, \sigma}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma} \left(1 + \frac{\xi x_i}{\sigma}\right)^{-\left(1+\frac{1}{\xi}\right)}, & \text{jika } \xi \neq 0 \\ \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{x}{\sigma}}, & \text{jika } \xi = 0 \end{cases} \quad (2)$$

dengan $0 \leq x < \infty$ apabila $\xi \geq 0$, dan $0 \leq x \leq -\frac{\sigma}{\xi}$ apabila $\xi < 0$ [14].

Parameter ξ memiliki peran yang sangat penting karena menentukan karakteristik ekor distribusi. Jika $\xi > 0$, maka distribusi dikategorikan sebagai berekor berat (*heavy-tailed*) dari kelas Fréchet, yang menunjukkan peluang tinggi terhadap kejadian ekstrem tanpa batas atas yang pasti. Jika $\xi = 0$, distribusi termasuk berekor sedang (*medium-tailed*) dari kelas Gumbel, di mana GPD akan berkurang menjadi distribusi eksponensial dengan parameter $1/\sigma$. Sementara itu, apabila $\xi < 0$, distribusi termasuk berekor pendek (*short-tailed*) dari kelas Weibull, yang berarti memiliki batas atas yang pasti [7].

Parameter σ berfungsi sebagai pengukur sebaran dari distribusi kelebihan. Nilai σ yang lebih besar menunjukkan tingkat variabilitas dan potensi kerugian ekstrem yang lebih tinggi. Kedua parameter tersebut umumnya tidak diketahui dan perlu diestimasi menggunakan data empiris.

Salah satu metode estimasi yang paling banyak digunakan adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Metode ini dipilih karena menghasilkan estimator yang konsisten, efisien, serta memiliki sifat asimtotik yang baik [10]. Prinsip dasar MLE adalah menentukan pasangan nilai parameter $(\hat{\xi}, \hat{\sigma})$ yang memaksimalkan fungsi *likelihood* berdasarkan data observasi x_1, x_2, \dots, x_n , dengan n merupakan banyak observasi.

Untuk GPD, fungsi *likelihood* dirumuskan sebagai:

$$L(\xi, \sigma | x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{cases} \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma} \left(1 + \frac{\xi x_i}{\sigma}\right)^{-\left(1+\frac{1}{\xi}\right)}, & \xi \neq 0 \\ \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{x_i}{\sigma}}, & \xi = 0 \end{cases} \quad (3)$$

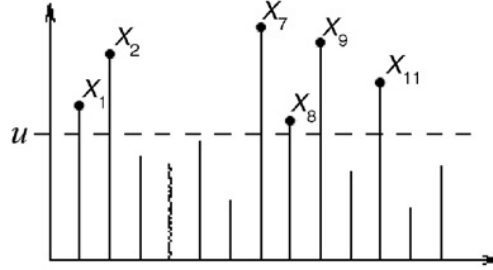
dengan bentuk *log-likelihood*-nya adalah

$$\ell(\xi, \sigma) = \begin{cases} -n \ln \sigma - \left(1 + \frac{1}{\xi}\right) \sum_{i=1}^n \ln \left(1 + \frac{\xi x_i}{\sigma}\right), & \xi \neq 0 \\ -n \ln \sigma - \left(\frac{1}{\sigma}\right) \sum_{i=1}^n x_i, & \xi = 0 \end{cases} \quad (4)$$

Nilai $\hat{\xi}$ dan $\hat{\sigma}$ diperoleh dengan memaksimalkan fungsi *log-likelihood* tersebut, biasanya melalui metode numerik karena bentuk solusinya tidak tersedia secara analitik [5][14]. Dalam penelitian ini, penentuan parameter-parameter tersebut akan dibantu dengan fungsi '*fitgpd*' pada RStudio.

2.4 Metode Peak Over Threshold

Metode *Peak Over Threshold* (POT) merupakan salah satu pendekatan untuk mengidentifikasi nilai ekstrem dengan menentukan nilai ambang batas tertentu yang disebut *threshold*. Setiap observasi yang melebihi nilai *threshold* disebut *exceedance*.



Gambar 2. Ilustrasi metode POT.

Misalkan suatu observasi terdiri dari sampel acak $X_t, t = 1, 2, \dots, n$ dengan fungsi sebaran $F(x) = P(X_t \leq x)$. *Exceedance* dari *threshold* u terjadi ketika $X_t > u$ untuk setiap $t = 1, 2, \dots, n$. Fungsi sebaran dari nilai x yang melebihi u kemudian disebut fungsi sebaran bersyarat *excess* yang dinyatakan sebagai berikut:

$$F_u(y) = P(X - u \leq y \mid X > u) = \frac{P(X - u \leq y, X > u)}{P(X > u)} = \frac{F(y + u) - F(u)}{1 - F(u)} \quad (5)$$

dengan $y = x - u > 0$. Dari nilai $x = y + u$ kemudian didapat persamaan

$$F(x) = [1 - F(u)]F_u(y) + F(u) \quad (6)$$

[8].

Menurut Balkema dan de Haan [3] dan Pickand [16] dalam Gençay dan Selçuk [8], untuk nilai u yang besar, fungsi sebaran bersyarat akan konvergen dengan fungsi sebaran GPD, $F_u(y) \approx F_{\xi, \sigma}(y)$. Sehingga, persamaan (6) dapat diubah menjadi

$$F(x) = [1 - F(u)]F_{\xi, \sigma}(y) + F(u) = [1 - F(u)]F_{\xi, \sigma}(x - u) + F(u). \quad (7)$$

Misalkan n_u merupakan banyak *exceedance* dan n merupakan banyak data observasi, maka nilai $F(u)$ dapat diduga dengan persamaan

$$\hat{F}(u) = \frac{n - n_u}{n}. \quad (8)$$

Dengan demikian, nilai $F(x)$ dapat diduga dengan persamaan

$$\hat{F}(x) = \left[1 - \frac{n - n_u}{n}\right] F_{\xi, \sigma}(x - u) + \frac{n - n_u}{n} = 1 - \frac{n_u}{n} (F_{\xi, \sigma}(x - u) - 1). \quad (9)$$

2.5 Mean Excess Plot

Penentuan nilai *threshold* merupakan salah satu poin penting dalam menggunakan metode POT. *Threshold* yang dipilih harus memiliki keseimbangan antara bias dan variasi. Jika *threshold* terlalu rendah dapat mengakibatkan bias dan jika terlalu tinggi dapat mengakibatkan peningkatan keragaman pada data [7]. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan *threshold* adalah *Mean Excess Plot* (MEP). MEP merupakan alat grafik sederhana berdasarkan fungsi rata-rata dari data observasi yang berada di atas *threshold* u atau fungsi *mean excess* yang didefinisikan sebagai

$$e_n(u) = \frac{1}{n_u} \sum_{t=1}^n (X_t - u) 1_{X_t > u} \quad (10)$$

dengan n_u merupakan banyak *exceedance* dan n merupakan banyak data observasi.

Untuk GPD dengan parameter (ξ, σ) , fungsi *mean excess* didefinisikan dalam fungsi linear u berikut:

$$e(u) = E[(X - u) | X > u] = \frac{\sigma}{1 - \xi} + \frac{\xi}{1 - \xi} u. \quad (11)$$

Perkiraan empiris dari *mean excess* biasanya digambarkan terhadap rentang beberapa nilai u . Secara umum, untuk memilih nilai u yang optimal, pilih nilai di mana garis pada MEP tampak linear dan memiliki kemiringan positif [4].

2.6 Uji Kolmogorov-Smirnov

Uji Kolmogorov-Smirnov merupakan metode statistik nonparametrik yang digunakan untuk menilai kesesuaian antara fungsi distribusi empiris dari suatu sampel dengan fungsi distribusi teoritis yang diharapkan. Pendekatan ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah data observasi berasal dari distribusi yang sama dengan model teoritis yang diasumsikan, serta untuk mengukur sejauh mana penyimpangan antara keduanya terjadi.

Secara matematis, misalkan terdapat data acak dari peubah acak yang saling bebas dan identik $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ dengan fungsi distribusi empiris $F(x)$ dan fungsi distribusi teoritis $F_0(x)$. Hipotesis statistik yang dibangun dinyatakan sebagai:

$H_0: F(x) = F_0(x)$ untuk seluruh x ,

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ untuk sekurang-kurangnya satu nilai x .

Dalam konteks distribusi GPD, fungsi distribusi teoritis $F_0(x)$ didefinisikan sebagai $F_{\xi, \sigma}(x)$ pada persamaan (2). Sementara itu, fungsi distribusi empiris $F(x)$ diperoleh berdasarkan data urut, yaitu $F(x_i) = \frac{i}{n}$ untuk $i = 1, 2, \dots, n$. Nilai maksimum selisih absolut antara kedua fungsi tersebut menghasilkan statistik uji

$$D = \max |F(x) - F_0(x)|. \quad (12)$$

Nilai D kemudian dibandingkan dengan batas kritis $D_\alpha = \frac{1.36}{\sqrt{n}}$ pada taraf signifikansi $\alpha = 0.05$ dengan n banyak data observasi. Apabila $D < D_\alpha$, maka tidak terdapat perbedaan signifikan antara distribusi empiris dan distribusi teoritis, yang menunjukkan bahwa H_0 diterima dan data mengikuti GPD secara statistik.

Uji Kolmogorov-Smirnov memiliki keunggulan karena mempertimbangkan keseluruhan domain distribusi tanpa bergantung pada estimasi parameter tertentu. Selain itu, uji ini bersifat sensitif terhadap perbedaan bentuk distribusi di seluruh rentang data, menjadikannya metode yang efektif dalam menguji kecocokan model ekstrem seperti GPD yang digunakan dalam pemodelan risiko keuangan [6][12][18]. Hasil uji Kolmogorov-Smirnov digunakan untuk memastikan bahwa parameter distribusi yang diperoleh telah merepresentasikan karakteristik data dengan baik sebelum dilakukan estimasi pengukuran risiko.

2.7 Value at Risk dan Tail Value at Risk

Value at Risk (VaR) merupakan ukuran kuantitatif yang digunakan untuk menilai potensi kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan tertentu dalam suatu periode waktu tertentu. VaR dapat didefinisikan sebagai kuantil ke- p dari distribusi kemungkinan kerugian sebagai berikut [11]:

$$VaR_p(X) = \inf\{x \mid F_X(x) \geq p\} = \pi_p, \quad p \in (0, 1). \quad (13)$$

Untuk sebaran kontinu, $VaR_p(X) = \pi_p$ memenuhi persamaan

$$F(\pi_p) = P(X \leq \pi_p) = p, \quad (14)$$

$$P(X > \pi_p) = 1 - p. \quad (15)$$

Dalam konteks analisis risiko ekstrem, pendekatan GPD digunakan untuk mengestimasi nilai VaR berdasarkan data yang melebihi *threshold* tertentu. Pendekatan ini merupakan bagian dari EVT yang secara empiris terbukti efektif untuk menangkap perilaku ekor distribusi data keuangan yang menunjukkan sifat ekor berat [13].

Persamaan matematis dari VaR berbasis GPD dinyatakan sebagai berikut:

$$VaR_p = u + \frac{\sigma}{\xi} \left[\left(\frac{n(1-p)}{n_u} \right)^{-\xi} - 1 \right] \quad (16)$$

di mana:

u : *threshold*,

ξ : parameter bentuk (*shape*),

σ : parameter skala (*scale*),

n : banyak data observasi,

n_u : banyak data yang melampaui *threshold* (*exceedance*),

$(1 - p)$: peluang kerugian melebihi tingkat kepercayaan p .

Pendekatan ini memberikan hasil estimasi risiko yang lebih akurat dibandingkan metode parametrik tradisional karena mempertimbangkan dinamika ekor distribusi yang asimetris dan volatilitas tinggi pada pasar keuangan [14].

Tail Value at Risk (TVaR), yang juga dikenal sebagai *Conditional Value at Risk* (CVaR) atau *Expected Shortfall* (ES), merupakan ukuran risiko yang memperhitungkan nilai kerugian rata-rata di luar titik VaR. Ukuran ini dianggap lebih informatif dan koheren dibandingkan VaR karena tidak hanya menilai kuantil kerugian, tetapi juga ekspektasi kerugian ketika kejadian ekstrem terjadi [1][2].

TVaR secara umum didefinisikan sebagai berikut:

$$TVaR_p(X) = E[X | X > VaR_p(X)] \quad (17)$$

atau dapat dinyatakan melalui integral

$$TVaR_p(X) = \frac{1}{1-p} \int_p^1 F_X^{-1}(u) du. \quad (18)$$

Dengan menerapkan POT dan asumsi bahwa *exceedances* mengikuti GPD, definisi umum TVaR dapat diturunkan menjadi bentuk khusus sebagai berikut:

$$TVaR_p = \frac{VaR_p + \sigma - \xi u}{1 - \xi} \quad (19)$$

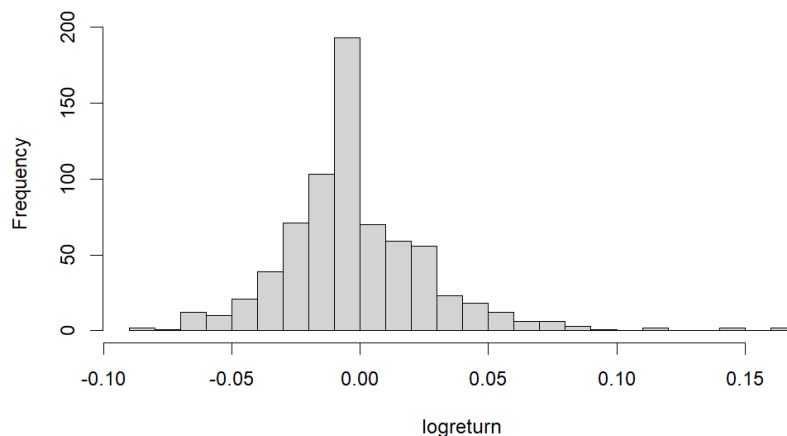
dengan syarat $\sigma < 1$ untuk menjamin ekspektasi hingga (*finite expectation*). Persamaan ini menunjukkan bahwa TVaR merupakan fungsi dari VaR yang disesuaikan dengan parameter bentuk dan skala distribusi GPD. Ketika σ bernilai positif, distribusi memiliki ekor berat, yang mencerminkan kemungkinan besar terjadinya kerugian ekstrem pada pasar keuangan. Oleh karena itu, TVaR tidak hanya menggambarkan batas bawah dari risiko, melainkan juga memberikan estimasi yang lebih realistis terhadap potensi kerugian di luar VaR, menjadikannya ukuran yang koheren dan sesuai dengan prinsip manajemen risiko modern [14].

3 Hasil dan Pembahasan

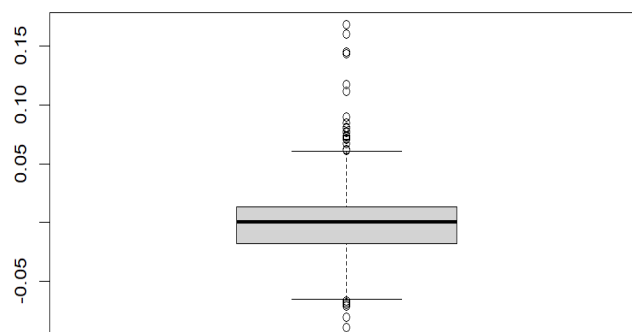
3.1 Eksplorasi Data

Data yang digunakan adalah harga penutupan harian saham AGRO periode 1 Oktober 2022 hingga 1 Oktober 2025, yang terdiri dari 715 data. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 di bagian pendahuluan, pergerakan harga saham AGRO menunjukkan fluktuasi yang signifikan selama periode pengamatan. Data harga tersebut kemudian ditransformasi menjadi *log-return* harian (R_t) sesuai persamaan (1) dan dilakukan penghapusan 1 data kosong (*missing values*) di tengah deret waktu, sehingga menghasilkan 712 data *log-return*. Karakteristik data *log-return* ini dieksplorasi secara visual dan statistik untuk memvalidasi asumsi yang mendasari pemilihan metode nilai ekstrem.

Secara visual, histogram *log-return* pada Gambar 3 menunjukkan bahwa distribusi data terpusat tajam di sekitar nol, dengan puncak yang lebih runcing (*leptokurtik*) dibandingkan dengan kurva distribusi normal. *Boxplot* pada Gambar 4 mendukung temuan ini, dengan menunjukkan adanya sejumlah besar *outlier* atau nilai ekstrem di kedua sisi, baik kerugian (*ekor kiri*) maupun keuntungan (*ekor kanan*).



Gambar 3. Histogram *log-return* saham AGRO.



Gambar 4. *Boxplot log-return* saham AGRO.

Analisis statistik deskriptif pada Tabel 1 memberikan bukti kuantitatif lebih lanjut. Nilai rata-rata (*mean*) sangat mendekati nol, yang konsisten dengan data *log-return*.

Tabel 1. Statistik deskriptif *log-return* saham AGRO.

Statistik	Nilai
<i>Mean</i>	-0.0012
Median	0.0000
Minimum	-0.0896
Maksimum	0.1687
<i>Skewness</i>	1.1027
Kurtosis	7.4675

Nilai kurtosis tercatat 7.4675, yang mengonfirmasi sifat leptokurtik dan ekor berat dari distribusi *log-return* saham AGRO. Selain itu, nilai *skewness* positif yang mengindikasikan bahwa ekor kanan (keuntungan) sedikit lebih panjang atau tebal daripada ekor kiri (kerugian). Untuk menguji normalitas data secara formal, dilakukan uji *Jarque-Bera*. Hasil uji pada Tabel 2 menunjukkan penolakan terhadap hipotesis normalitas.

Tabel 2. Hasil uji *Jarque-Bera log-return* saham AGRO.

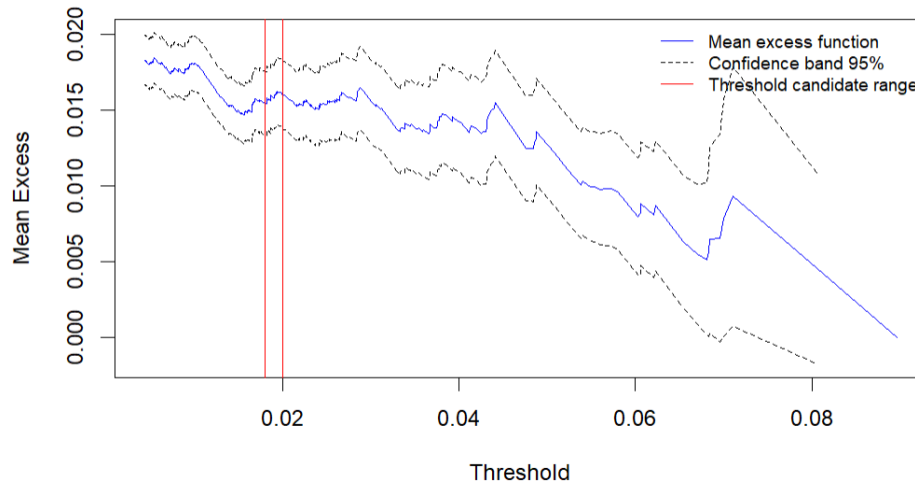
Statistik	Nilai
<i>X-Squared</i>	736.4
<i>p-value</i>	< 2.2e-16

Nilai *p-value* yang jauh di bawah taraf signifikansi $\alpha = 0.05$ menunjukkan bahwa H_0 yang mengindikasikan data berdistribusi normal ditolak.

Kesimpulan dari eksplorasi data ini adalah bahwa distribusi *log-return* harga saham AGRO tidak normal, bersifat leptokurtik, asimetris, dan memiliki ekor berat. Temuan ini menunjukkan bahwa model risiko standar yang mengasumsikan normalitas tidak akan memadai untuk menangkap risiko ekstrem. Hal ini memperkuat alasan untuk menggunakan EVT dengan pendekatan POT dan GPD, yang secara khusus dirancang untuk memodelkan perilaku ekor distribusi.

3.2 Estimasi Parameter *Generalized Pareto Distribution*

Penentuan *threshold* (u) dengan metode MEP dilakukan dengan melihat grafik yang tampak linear dengan kemiringan positif sebelum fluktuasi besar. Setelah menentukan kandidat u , dihitung banyak nilai *exceedance* (n_u), estimasi parameter GPD dengan MLE, dan uji Kolmogorov-Smirnov untuk menentukan nilai u terbaik. Pada bagian ekor kiri atau kerugian ekstrem, nilai *log-return* negatif ditransformasi menjadi nilai positif agar dapat dimodelkan dengan POT-GPD.



Gambar 5. Grafik MEP ekor kiri.

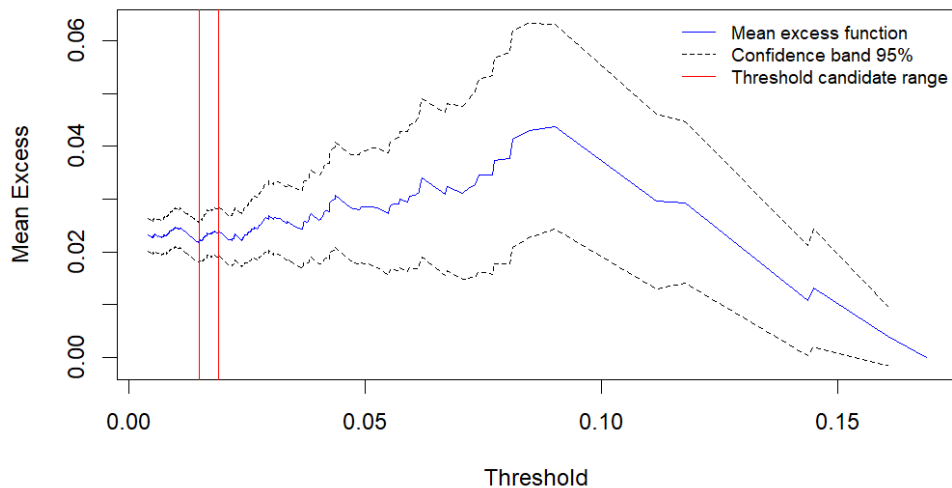
Berdasarkan grafik MEP pada Gambar 5, kandidat u dipilih pada rentang $u = (0.018, 0.020)$. Pada rentang tersebut, dilakukan estimasi parameter GPD menggunakan MLE serta uji kesesuaian Kolmogorov-Smirnov. Pada Tabel 3 dapat dilihat masing-masing nilai n_u , estimasi parameter ξ dan σ , serta hasil uji Kolmogorov-Smirnov mencakup nilai D , nilai kritis, dan keputusan yang diambil.

Tabel 3. Estimasi GPD pada ekor kiri.

<i>Threshold</i>		Parameter GPD		Uji Kolmogorov-Smirnov		
u	n_u	ξ	σ	D	Nilai kritis	Keputusan
0.018	183	-0.1096	0.0173	0.0542	0.1005	Terima H_0
0.019	168	-0.1430	0.0182	0.0602	0.1049	Terima H_0
0.020	156	-0.1696	0.0189	0.0645	0.1089	Terima H_0

Berdasarkan hasil pada Tabel 3, semua kandidat u mendapat keputusan terima H_0 sehingga GPD sesuai untuk memodelkan *exceedances* pada ekor kiri atau kerugian ekstrem. Selanjutnya, dipilih nilai u terbaik dengan mempertimbangkan kestabilan parameter dan n_u yang masih cukup besar. Parameter ξ dan σ menunjukkan pola yang mulai stabil pada $u = 0.019$ dengan jumlah *exceedances* yang masih memadai, yaitu sebanyak 168 pengamatan. Jumlah ini cukup besar untuk menjaga reliabilitas estimasi parameter menggunakan metode MLE, sekaligus tidak terlalu rendah sehingga menghindari risiko *overfitting* pada bagian ekor. Sehingga, dipilih $u = 0.019$ dengan parameter $\xi = -0.1430$, dan parameter $\sigma = 0.0182$. Nilai $\xi = -0.1430 < 0$ menunjukkan bahwa distribusi berekor pendek (*short-tailed*), yang berarti kerugian ekstrem memiliki batas atas yang pasti. Adapun nilai $\sigma = 0.0182$ menunjukkan besarnya penyebaran *exceedances* atau tingkat variabilitas yang cukup tinggi pada bagian kerugian ekstrem.

Kemudian, cara yang sama digunakan untuk menentukan u dan mengestimasi parameter GPD pada bagian ekor kanan atau keuntungan ekstrem.



Gambar 6. Grafik MEP ekor kanan.

Berdasarkan Grafik MEP pada Gambar 6, kandidat *threshold* ditetapkan pada rentang $u = (0.015, 0.019)$. Pada rentang tersebut, dilakukan estimasi parameter GPD menggunakan MLE serta uji kesesuaian Kolmogorov–Smirnov. Pada Tabel 4 dapat dilihat masing-masing nilai n_u , estimasi parameter ξ dan σ , serta hasil uji Kolmogorov–Smirnov mencakup nilai D , nilai kritis, dan keputusan yang diambil.

Tabel 4. Estimasi GPD pada ekor kanan.

<i>Threshold</i>		<i>Parameter GPD</i>		<i>Uji Kolmogorov-Smirnov</i>		
u	n_u	ξ	σ	D	Nilai kritis	Keputusan
0.015	171	0.1721	0.0184	0.0485	0.1040	Terima H_0
0.016	160	0.1569	0.0191	0.0486	0.1075	Terima H_0
0.017	147	0.1183	0.0208	0.0612	0.1122	Terima H_0
0.018	140	0.1178	0.0210	0.0648	0.1149	Terima H_0
0.019	135	0.1299	0.0206	0.0610	0.1171	Terima H_0

Berdasarkan hasil pada Tabel 4, seluruh kandidat *threshold* u memperoleh keputusan terima H_0 pada uji Kolmogorov-Smirnov. Hal ini menunjukkan bahwa model GPD sesuai untuk memodelkan *exceedances* pada ekor kanan atau keuntungan ekstrem. Selanjutnya, pemilihan u terbaik dilakukan dengan mempertimbangkan kestabilan parameter dan jumlah *exceedances* n_u . Parameter ξ dan σ menunjukkan pola yang semakin stabil pada $u = 0.017$ yang juga didukung oleh jumlah *exceedances* yang masih memadai, yaitu sebanyak 147 pengamatan. Jumlah ini cukup besar untuk menjaga reliabilitas estimasi parameter menggunakan metode MLE, sekaligus tidak terlalu rendah sehingga menghindari risiko *overfitting* pada bagian ekor. Sehingga, dipilih $u = 0.017$ dengan parameter $\xi = 0.1183$, dan parameter $\sigma = 0.0208$. Nilai $\xi = 0.1183$ mengindikasikan bahwa ekor kanan bersifat *heavy-tailed* atau berekor berat. Karakteristik ini berarti terdapat peluang yang lebih tinggi untuk munculnya keuntungan ekstrem pada saham AGRO dibandingkan distribusi dengan ekor pendek. Sementara itu, parameter $\sigma = 0.0208$ menggambarkan besarnya penyebaran *exceedances*, yang pada penelitian ini menunjukkan tingkat variabilitas yang cukup tinggi pada bagian keuntungan ekstrem.

3.3 Value at Risk dan Tail Value at Risk

Hasil estimasi risiko ekstrem menggunakan pendekatan POT-GPD menunjukkan asimetri yang signifikan antara struktur ekor distribusi kerugian dan keuntungan saham. Pada sisi ekor kiri, dengan *threshold* $u = 0.019$ dan 168 *exceedances* menghasilkan parameter $\xi = -0.1430$ dan $\sigma = 0.0182$ mengindikasikan kerugian ekstrem yang terbatas. Penghitungan VaR dan TVaR dengan persamaan (13) dan (17) untuk pendekatan empiris serta persamaan (16) dan (19) untuk pendekatan GPD pada berbagai nilai p dari ekor kiri dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. VaR dan TVaR pada ekor kiri.

p	VaR GPD	VaR Empiris	TVaR GPD	TVaR Empiris
90%	0.0337	0.0339	0.0478	0.0476
92.5%	0.0383	0.0377	0.0518	0.0520
95%	0.0444	0.0432	0.0572	0.0578
97.5%	0.0540	0.0562	0.0656	0.0664
99%	0.0653	0.0679	0.0755	0.0732

Berdasarkan Tabel 5, selisih yang kecil antara VaR dan TVaR pendekatan GPD dengan pendekatan empiris pada ekor kiri menunjukkan bahwa pemilihan *threshold* dan estimasi parameter GPD telah menghasilkan model yang baik dan mampu menggambarkan kerugian ekstrem pada data *log-return*.

Pada pendekatan GPD, nilai VaR menunjukkan peningkatan konsisten dari 0.0337 (tingkat kepercayaan 90%) hingga 0.0653 (99%), sementara TVaR meningkat dari 0.0478 menjadi 0.0755 pada tingkat kepercayaan yang sama. Rasio TVaR/VaR yang relatif stabil (berkisar antara 1.42 hingga 1.56) mencerminkan risiko ekor yang terkendali dengan ekspektasi kerugian kondisional yang proporsional terhadap kuantil VaR [1].

Sebaliknya, pada sisi ekor kanan, dengan *threshold* $u = 0.017$ dan 147 *exceedances* menghasilkan parameter $\xi = 0.1183$ dan $\sigma = 0.0208$ mengindikasikan keuntungan ekstrem tanpa batas nilai statistik yang dapat ditentukan. Penghitungan VaR dan TVaR dengan persamaan (13) dan (17) untuk nilai empiris serta persamaan (16) dan (19) untuk GPD pada berbagai nilai p dari ekor kanan dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. VaR dan TVaR pada ekor kanan.

p	VaR GPD	VaR Empiris	TVaR GPD	TVaR Empiris
90%	0.0328	0.0314	0.0585	0.0479
92.5%	0.0394	0.0384	0.0661	0.0653
95%	0.0492	0.0483	0.0771	0.0768
97.5%	0.0670	0.0632	0.0973	0.0979
99%	0.0929	0.0844	0.1267	0.1278

Berdasarkan Tabel 6, serupa dengan hasil perhitungan pada ekor kiri, selisih yang cukup kecil antara VaR dan TVaR pendekatan GPD dengan pendekatan empiris pada ekor kanan menunjukkan bahwa pemilihan *threshold* dan estimasi parameter GPD telah menghasilkan model yang baik dan mampu menggambarkan keuntungan ekstrem pada data *log-return*.

Pada pendekatan GPD, nilai VaR menunjukkan peningkatan yang lebih tajam dari 0.0328 (tingkat kepercayaan 90%) menjadi 0.0929 (99%), sementara TVaR meningkat secara progresif dari 0.0585 hingga mencapai 0.1267 pada tingkat kepercayaan 99%. Rasio TVaR/VaR yang meningkat dari 1.78 pada tingkat kepercayaan 90% menjadi 1.36 pada 99% menunjukkan bahwa ekspektasi keuntungan ekstrem meningkat secara nonlinier, mencerminkan potensi *upside risk* yang substansial [14].

Perbandingan kedua skenario mengungkapkan bahwa peluang terjadinya *log-return* ekstrem positif relatif lebih besar dibandingkan *log-return* ekstrem negatif, dengan struktur risiko yang lebih didominasi oleh potensi keuntungan ekstrem. Temuan ini konsisten dengan karakteristik distribusi *heavy-tailed* pada pasar dengan volatilitas tinggi dan menegaskan bahwa penggunaan VaR saja tidak memadai untuk menangkap keseluruhan profil risiko, sehingga TVaR memberikan informasi yang lebih komprehensif untuk pengambilan keputusan alokasi modal dan strategi manajemen risiko yang efektif [2].

4 Simpulan dan Saran

Hasil penelitian ini menegaskan bahwa pendekatan POT dengan GPD memberikan representasi yang lebih akurat dibandingkan pendekatan normalitas terhadap perilaku risiko ekstrem pada *log-return* saham AGRO. Distribusi *log-return* yang terbukti leptokurtik (kurtosis 7.47) dan tidak simetris (*skewness* 1.10), serta struktur ekor yang berbeda dengan ekor kiri yang bersifat *short-tailed* dengan parameter *shape* $\xi = -0.1430$ (*threshold* $u = 0.019, 168$ *exceedances*) dan ekor kanan yang *heavy-tailed* dengan parameter *shape* $\xi = 0.1183$ (*threshold* $u = 0.017, 147$ *exceedances*) menunjukkan bahwa asumsi normalitas tidak mampu merepresentasikan karakteristik risiko pada data dengan dominasi kejadian ekstrem. Estimasi VaR dan TVaR yang meningkat secara konsisten pada berbagai tingkat kepercayaan, misalnya VaR 95% sebesar 0.0444 dan TVaR 95% sebesar 0.0572 pada ekor kiri, serta VaR 95% sebesar 0.0492 dan TVaR 95% sebesar 0.0771 pada ekor kanan mengindikasikan bahwa TVaR memberikan ukuran risiko yang lebih koheren dan informatif, terutama dalam konteks pasar dengan volatilitas tinggi. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi terhadap penguatan penerapan EVT dalam pengukuran risiko keuangan di Indonesia.

Sebagai implikasi praktis, penggunaan VaR dan TVaR berbasis EVT direkomendasikan untuk analisis risiko pada aset dengan volatilitas tinggi karena metode ini lebih sensitif terhadap perilaku ekor distribusi. Penelitian lanjutan disarankan untuk mengintegrasikan model volatilitas dinamis seperti GARCH-EVT atau pendekatan penentuan *threshold* yang lebih adaptif, sehingga estimasi risiko ekstrem dapat dilakukan dengan stabilitas dan reliabilitas yang lebih tinggi seiring perubahan kondisi pasar.

Daftar Pustaka

- [1] Acerbi C, Tasche D. 2002. On the coherence of expected shortfall. *J Bank Financ.* 26(7):1487–1503. doi:10.1016/S0378-4266(02)00283-2.

- [2] Artzner P, Delbaen F, Eber J, Heath D. 1999. Coherent measures of risk. *Math Financ.* 9(3):203–228. doi:10.1111/1467-9965.00068.
- [3] Balkema AA, de Haan L. 1974. Residual life time at great age. *The Annals of Probability.* 2(5). doi:10.1214/aop/1176996548.
- [4] Benito S, López-Martín C, Navarro MÁ. 2023. Assessing the importance of the choice threshold in quantifying market risk under the POT approach (EVT). *Risk Management.* 25(1). doi:10.1057/s41283-022-00106-w.
- [5] Coles S. 2001. *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. Springer Series in Statistics. London: Springer London.
- [6] Dodge Y. 2008. *The Concise Encyclopedia of Statistics*. New York: Springer New York.
- [7] Fernandez V. 2003. Extreme value theory and value at risk. *Revista de Análisis Económico.* 18:57–85.
- [8] Gençay R, Selçuk F. 2004. Extreme value theory and value-at-risk: relative performance in emerging markets. *Int J Forecast.* 20(2):287–303. doi:10.1016/j.ijforecast.2003.09.005.
- [9] He Y, Peng L, Zhang D, Zhao Z. 2022. Risk analysis via generalized Pareto distributions. *Journal of Business & Economic Statistics.* 40(2):852–867. doi:10.1080/07350015.2021.1874390.
- [10] Hosking JRM, Wallis JR, Hosking JRM. 1987. Parameter and quantile estimation for the generalized Pareto distribution. *Technometrics.* 29(3):339–349. doi:10.1080/00401706.1987.10488243.
- [11] Klugman SA, Panjer HH, Willmot GE. 2019. *Loss Models*. 5th edition. Wiley Series in Probability and Statistics. New Jersey: Wiley.
- [12] Massey FJ. 1951. The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit. *J Am Stat Assoc.* 46(253):68. doi:10.2307/2280095.
- [13] McNeil AJ, Frey R. 2000. Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: an extreme value approach. *J Empir Finance.* 7(3–4):271–300. doi:10.1016/S0927-5398(00)00012-8.
- [14] McNeil AJ, Frey R, Embrechts P. 2005. *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools*. New Jersey: Princeton University Press.
- [15] Mustopa MHM. 2015. Pendugaan imbal hasil (return) indeks harga saham gabungan menggunakan Pareto distribution dan sebaran champernowne termodifikasi [skripsi]. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- [16] Pickand J. 1975. Statistical inference using extreme order statistics. *The Annals of Statistics.* 3(1). doi:10.1214/aos/1176343003.
- [17] Situmeang RJ. 2022. Penerapan teori nilai ekstrim dalam pemodelan risiko investasi pasar negara berkembang. *SAINTIFIK.* 8(2):204–212. doi:10.31605/saintifik.v8i2.380.
- [18] Stephens MA. 1974. EDF statistics for goodness of fit and some comparisons. *J Am Stat Assoc.* 69(347):730. doi:10.2307/2286009.
- [19] Tsay RS. 2010. *Analysis of Financial Time Series*. Wiley Series in Probability and Statistics. New Jersey: Wiley.