

Prediksi Risiko Kerugian Kebakaran Menggunakan *Parametric Bootstrap*

Tribuana Dewi Anugrah^{*}, Sutawanir Darwis

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

anugrah.tribuana30@gmail.com, sutawanir.darwis@unisba.ac.id

Abstract. Fire is a non-natural disaster that has a significant impact, both materially and non-materially. Extreme loss estimates are needed to support decision-making in risk mitigation and financial protection through insurance. This study aims to predict the maximum potential loss from a single extreme fire event using the Extreme Value Theory (EVT), Generalized Pareto Distribution (GPD), and parametric bootstrap approaches. The data used are fire insurance claims in Norway during the period 1972–1992, totaling 9181 incidents. The Peaks Over Threshold (POT) approach was used to identify extreme data above the threshold at the 90th percentile, which was 3602 (1000 Norwegian Kroner). The extreme data were modelled using GPD with parameter estimation via Maximum Likelihood Estimation (MLE), followed by parametric bootstrap to evaluate uncertainty and calculate Operational Value at Risk (OpVaR) at a 99% confidence level. The average OpVaR from 1000 iterations was 19920.33 (1000 Norwegian Kroner), with a 95% confidence interval between 18005.53 and 22197.63 (1000 Norwegian Kroner). The results indicate that the parametric bootstrap approach effectively enhances the reliability of the GPD model. This study contributes to the development of applied statistical methods in fire risk management and extreme event-based insurance strategy planning.

Keywords: *Fire, Extreme Value Theory, Parametric Bootstrap.*

Abstrak. Kebakaran merupakan bencana nonalam yang berdampak signifikan secara materi maupun nonmateri. Estimasi kerugian ekstrem diperlukan untuk mendukung pengambilan keputusan dalam mitigasi risiko dan perlindungan finansial melalui asuransi. Penelitian ini bertujuan memprediksi potensi kerugian maksimum dari satu kejadian kebakaran ekstrem menggunakan pendekatan *Extreme Value Theory* (EVT), *Generalized Pareto Distribution* (GPD), dan *parametric bootstrap*. Data yang digunakan adalah klaim asuransi kebakaran di Norwegia selama periode 1972–1992 sebanyak 9181 kejadian. Pendekatan *Peaks Over Threshold* (POT) digunakan untuk mengidentifikasi data ekstrem di atas ambang batas pada persentil ke-90, yaitu sebesar 3602 (1000 Krona Norwegia). Data ekstrem dimodelkan menggunakan GPD dengan estimasi parameter melalui *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), dilanjutkan *parametric bootstrap* untuk mengevaluasi ketidakpastian dan menghitung *Operational Value at Risk* (OpVaR) pada tingkat kepercayaan 99%. Rata-rata OpVaR dari 1000 iterasi sebesar 19920.33 (1000 Krona Norwegia), dengan interval kepercayaan 95% antara 18005.53 hingga 22197.63 (1000 Krona Norwegia). Hasil menunjukkan bahwa pendekatan *parametric bootstrap* efektif memperkuat keandalan model GPD. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan metode statistik terapan dalam manajemen risiko kebakaran serta perencanaan strategi asuransi berbasis kejadian ekstrem.

Kata Kunci: *Kebakaran, Extreme Value Theory, Parametric Bootstrap.*

^{*}anugrah.tribuana30@gmail.com

A. Pendahuluan

Bencana merupakan peristiwa yang dapat mengganggu kehidupan masyarakat, baik karena faktor alam, nonalam, maupun aktivitas manusia. Salah satu bentuk bencana nonalam yang signifikan adalah kebakaran. Menurut *National Fire Protection Association* (NFPA), kebakaran adalah proses oksidasi yang melibatkan tiga elemen utama, yaitu bahan bakar, oksigen, dan sumber panas atau energi (Wijaya, 2024). Di berbagai negara, termasuk negara maju seperti Norwegia, kebakaran menjadi salah satu risiko signifikan yang perlu ditangani serius. Berdasarkan data historis, tercatat sebanyak 9181 klaim asuransi kebakaran rumah tangga selama periode 1972 hingga 1992, dengan variasi klaim yang besar, beberapa di antaranya menunjukkan kerugian yang sangat ekstrem (Brazauskas & Kleefeld, 2015). Frekuensi kejadian kebakaran yang tinggi ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti musim dingin yang ekstrem yang mendorong penggunaan sistem pemanas dalam ruangan secara intensif, potensi gangguan kelistrikan, serta karakteristik bangunan yang masih banyak menggunakan bahan kayu di daerah suburban dan rural. Selain menimbulkan kerusakan fisik, kebakaran juga berdampak terhadap kelompok rentan seperti anak-anak, lansia, dan penyandang disabilitas (Bagir, 2009).

Salah satu strategi mitigasi yang umum digunakan dalam mengatasi risiko kebakaran adalah asuransi kebakaran. Asuransi berperan dalam memberikan perlindungan finansial kepada individu maupun perusahaan atas kerugian akibat kebakaran. Salah satu pendekatan statistik yang tepat untuk memodelkan peristiwa ekstrem seperti kebakaran besar adalah *Extreme Value Theory* (EVT). EVT dirancang untuk menganalisis nilai-nilai ekstrem dalam distribusi data, seperti kerugian besar akibat bencana. Model yang umum digunakan dalam EVT adalah *Generalized Pareto Distribution* (GPD), terutama untuk memodelkan bagian ekor distribusi (*tail*) yang berisi nilai-nilai ekstrem. Dalam praktiknya, pendekatan *Peaks Over Threshold* (POT) digunakan dengan menetapkan ambang batas tertentu, dalam penelitian ini, *threshold* ditentukan pada persentil ke-90 dengan mempertimbangkan distribusi kerugian yang bersifat *right skewed* dan memiliki banyak *outlier* (Beirlant, 2005). Namun, estimasi parameter GPD menggunakan metode konvensional seperti *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) hanya menghasilkan estimasi titik, yang belum mampu menangkap ketidakpastian secara menyeluruh.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, digunakan metode *parametric bootstrap*, yaitu teknik resampling berbasis simulasi yang mampu membentuk distribusi empiris dari estimator. Metode ini menghasilkan interval kepercayaan dan nilai-nilai prediktif tanpa bergantung pada asumsi distribusi normal, serta efektif ketika ukuran sampel terbatas atau distribusi data sangat miring (Efron, 1994).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini merumuskan permasalahan utama, yaitu bagaimana implementasi metode *Extreme Value Theory* (EVT) dengan pendekatan *parametric bootstrap* yang berdistribusi *Generalized Pareto Distribution* (GPD) dalam memprediksi potensi kerugian maksimum dari satu kejadian kebakaran ekstrem di Norwegia. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui implementasi model distribusi GPD dengan estimasi parameter melalui MLE dan pendekatan *parametric bootstrap* dalam memperkirakan risiko kerugian kebakaran yang bersifat ekstrem.

Penelitian ini memberikan sejumlah manfaat penting terhadap pengembangan ilmu pengetahuan di bidang manajemen risiko bencana dan statistik terapan, khususnya dalam konteks kebakaran di wilayah urban dan suburban. Penelitian ini dapat menjadi referensi metodologis bagi perusahaan asuransi maupun pemerintah dalam memahami potensi klaim besar dan menyusun strategi mitigasi risiko finansial, meskipun data bersifat historis dan berasal dari negara lain. Serta, hasil penelitian ini dapat memperkaya literatur untuk pembelajaran dan penelitian lanjutan terkait analisis risiko kebakaran maupun jenis bencana lainnya menggunakan pendekatan serupa.

B. Metode

Penelitian ini menggunakan metode *Extreme Value Theory* (EVT) dengan pendekatan *parametric bootstrap* yang berdistribusi *Generalized Pareto Distribution* (GPD). Langkah-langkah utama dalam penelitian ini meliputi:

Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari package ReIns dalam *software* RStudio berupa klaim kerugian asuransi kebakaran di Norwegia selama periode 1972 hingga 1992 (Howson, 2025).

Penentuan Threshold (u)

Nilai ambang (*threshold*) merupakan nilai yang terletak di ujung distribusi yang mencakup nilai ekstrem. Pemilihan nilai ambang pada dasarnya bertujuan untuk mencapai keseimbangan optimal guna meminimalkan galat model dan galat parameter, sehingga analisis data dapat menghasilkan estimasi yang akurat dan relevan (Coles, 2001). Nilai ambang ditentukan menggunakan metode persentase, yakni persentil ke-90 dari distribusi data kerugian, untuk mengidentifikasi nilai-nilai ekstrem. Secara matematis, jumlah data ekstrem dihitung melalui persamaan.

$$m = 10\% \times n \quad \dots(1)$$

Di mana m adalah jumlah data yang berada di atas *threshold*, dan n adalah jumlah total data pengamatan, dengan nilai *threshold* u didapatkan setelah data diurutkan dari terbesar ke terkecil dengan rumus berikut.

$$u = m + 1 \quad \dots(2)$$

Identifikasi Data Ekstrem

Pendekatan *Peaks Over Threshold* (POT) dalam *Extreme Value Theory* digunakan untuk menganalisis data yang melebihi ambang batas tertentu. Berdasarkan Teorema *Picklands–Balkema–de Haan*, distribusi data di atas ambang batas tinggi akan mendekati *Generalized Pareto Distribution* (GPD).

Asumsi ini divalidasi melalui analisis ekor distribusi, salah satunya dengan QQ-Plot pada data *exceedances* (Wira Rizki & Perdana, 2020). Pemilihan ambang batas yang optimal sangat krusial karena ambang yang terlalu rendah atau tinggi dapat menurunkan akurasi model. Oleh karena itu, metode seperti *mean excess plot* dan persentase (misalnya persentil ke-90) digunakan untuk menentukan *threshold* yang sesuai.

Metode POT banyak diterapkan di berbagai bidang, seperti keuangan untuk mengukur risiko kerugian ekstrem, meteorologi untuk analisis curah hujan ekstrem, dan teknik untuk memperkirakan kegagalan material akibat tekanan berlebih.

Estimasi Parameter GPD

Parameter bentuk (ξ) dan parameter skala (β) dari GPD diduga menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan memaksimalkan log-likelihood (Pishro-Nik, 2014). Fungsi likelihood untuk GPD saat $\xi \neq 0$ adalah:

$$L(\xi, \beta | x_1, x_2, \dots, x_m) = \beta^{-m} \prod_{i=1}^m \left(1 + \frac{\xi x_i}{\beta}\right)^{-\left(\frac{1}{\xi} + 1\right)} \quad \dots(3)$$

dan log likelihood-nya adalah:

$$\ln L(\xi, \beta | x_1, x_2, \dots, x_m) = -m \ln \beta - \left(\frac{1}{\xi} + 1\right) \sum_{i=1}^m \ln\left(1 + \frac{\xi x_i}{\beta}\right) \quad \dots(4)$$

Namun karena bentuknya kompleks dan tidak dapat diselesaikan secara eksplisit, digunakan pendekatan metode momen yang dikembangkan oleh Hosking & Wallis (1987) untuk memperoleh estimasi parameter awal yang bertindak sebagai titik awal yang stabil dalam proses optimasi numerik. Estimasi awal parameter sebagai berikut:

$$\hat{\xi}_{init} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{\bar{x}^2}{s^2}\right) \quad \dots(5)$$

$$\hat{\beta}_{init} = \frac{1}{2} \bar{x} \left(1 + \frac{\bar{x}^2}{s^2}\right) \quad \dots(6)$$

Di mana:

ξ : Parameter bentuk

β : Parameter skala

m : Banyak data ekstrem

x_i : Data excess ke- i

$\bar{x}$: Rata-rata dari data excess

s^2 : Varians dari data excess

$\hat{\xi}_{init}$: Estimasi awal parameter bentuk

$\hat{\beta}_{init}$: Estimasi awal parameter skala

Uji Kecocokan Distribusi

Uji Kolmogorov-Smirnov digunakan untuk menguji kecocokan data dengan distribusi teoritis yang diharapkan (Rahayu, 2012). Uji ini mengidentifikasi titik di mana perbedaan maksimum antara kedua distribusi terjadi. Hipotesis yang digunakan dalam uji Kolmogorov-Smirnov sebagai berikut:

H_0 : X berasal dari populasi yang mengikuti suatu distribusi teoritis tertentu.

H_1 : X tidak berasal dari populasi yang mengikuti suatu distribusi teoritis tertentu.

Statistik uji untuk kesesuaian distribusi:

$$D_{hitung} = \max |S_m(x) - F_0(x)| \quad \dots(7)$$

Keterangan:

$S_m(x)$: Fungsi distribusi empiris, di mana $S_m(x) = i/m$, i adalah frekuensi kumulatif dan m merupakan banyak data yang melebihi ambang batas u

$F_0(x)$: Fungsi distribusi kumulatif teoritis

Keputusan tolak H_0 apabila $D_{hitung} > D_{1-\alpha}$ (nilai kritis dari uji Kolmogorov-Smirnov yang diperoleh dari tabel distribusi KS) untuk uji dua sisi.

Parametric Bootstrap

Parametric Bootstrap merupakan teknik resampling berbasis model, di mana sampel *bootstrap* dibangkitkan dari distribusi teoritis yang telah diasumsikan, yaitu GPD, dengan parameter hasil estimasi awal dari data excess. Metode ini digunakan untuk mengukur ketidakpastian dari estimasi parameter GPD dan memproyeksikan risiko kerugian secara lebih akurat, khususnya pada kejadian ekstrem yang jarang terjadi namun berdampak besar. Distribusi GPD dengan parameter ξ dan β memiliki fungsi kepadatan peluang (PDF) sebagai berikut:

$$g_{\xi,\beta}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\beta} \left(1 + \frac{\xi}{\beta}x\right)^{-1-\frac{1}{\xi}}, & \xi \neq 0 \\ \frac{1}{\beta} \exp\left(-\frac{x}{\beta}\right), & \xi = 0 \end{cases} \quad \dots(8)$$

Di mana:

$\beta > 0$

$x \geq 0$ jika $\xi > 0$

$0 \leq x \leq -\frac{\beta}{\xi}$ jika $\xi < 0$

Dengan fungsi distribusi kumulatif (*Cumulative Distribution Function/CDF*) dari GPD adalah:

$$G(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \frac{\xi x}{\beta}\right)^{-\frac{1}{\xi}}, & \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x}{\beta}\right), & \xi = 0 \end{cases} \quad \dots(9)$$

Setiap sampel *bootstrap* dihasilkan dari fungsi invers CDF GPD untuk $\xi \neq 0$ menggunakan metode *inverse transform sampling*, dengan persamaan berikut:

$$G^{-1}(U; u, \hat{\beta}, \hat{\xi}) = u + \frac{\hat{\beta}}{\hat{\xi}} \cdot \left((1 - U)^{-\hat{\xi}} - 1\right), U \sim U(0,1) \quad \dots(10)$$

Sebanyak 1000 sampel *bootstrap* dihasilkan dari distribusi GPD dengan parameter estimasi awal tersebut. Untuk setiap sampel, dilakukan estimasi ulang parameter GPD menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), sehingga diperoleh 1000 pasang estimasi parameter ξ dan β . Distribusi hasil *bootstrap* ini kemudian digunakan untuk menyusun interval kepercayaan parameter dan menghitung distribusi empiris dari *Operational Value at Risk* (OpVaR).

Estimasi Operational Value at Risk (OpVaR)

Estimasi *Operational Value at Risk* (OpVaR) dilakukan menggunakan pendekatan *Extreme Value Theory* (EVT) dengan model *Generalized Pareto Distribution* (GPD). Rumus OpVaR dinyatakan sebagai berikut:

$$OpVaR = u + \frac{\beta}{\xi} \left\{ \left[\frac{n}{m} (1-p) \right]^{-\xi} - 1 \right\} \quad \dots(11)$$

Di mana:

u : Threshold

β : Parameter skala

ξ : Parameter bentuk

n : Total jumlah data observasi

m : Jumlah data di atas *threshold*

p : Tingkat kepercayaan.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Deskripsi Data

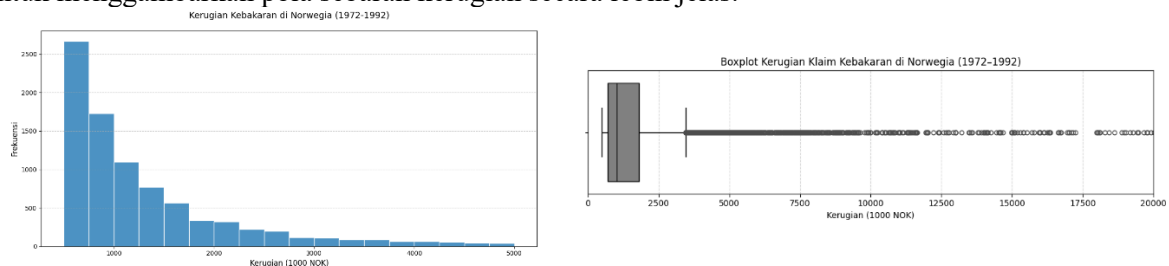
Analisis deskriptif dilakukan untuk menggambarkan karakteristik dasar data klaim kerugian kebakaran. Statistik yang disajikan mencakup ukuran pemusatan, penyebaran, dan bentuk distribusi sebagai gambaran awal sebelum dilakukan pemodelan lebih lanjut. Rangkuman statistik tersebut ditampilkan pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Analisis Deskriptif

Statistik	Nilai
Jumlah data (n)	9181
Rata-rata (Mean)	2217 (1000 Krona Norwegia)
Median	1020 (1000 Krona Norwegia)
Standar Deviasi	7759.97 (1000 Krona Norwegia)
Minimum	500 (1000 Krona Norwegia)
Maksimum	465365 (1000 Krona Norwegia)
Kuartil 1 (Q1)	700 (1000 Krona Norwegia)
Kuartil 3 (Q3)	1800 (1000 Krona Norwegia)
Skewness	30.852
Kurtosis	1521.2550

Penelitian ini menggunakan 9181 data klaim kerugian kebakaran di Norwegia pada periode 1972–1992. Rata-rata kerugian sebesar 2217 dan median 1020 (1000 Krona Norwegia) menunjukkan distribusi yang tidak simetris. Standar deviasi tinggi (7759.97), rentang interkuartil 700–1800, serta nilai maksimum 465365 mengindikasikan adanya penyebaran besar dan nilai-nilai ekstrem dalam data.

Distribusi data menunjukkan skewness sebesar 30.852 dan kurtosis yang tinggi, menandakan kemencengan ke kanan dan banyaknya pencilan di ekor distribusi akibat klaim besar dalam jumlah terbatas. Untuk melengkapi analisis numerik, visualisasi dengan histogram dan boxplot digunakan untuk menggambarkan pola sebaran kerugian secara lebih jelas.



Gambar 1. Histogram dan Boxplot Kerugian Kebakaran di Norwegia (1972-1992)

Berdasarkan Gambar 1 menunjukkan bahwa sebagian besar klaim kerugian berada pada kisaran 500–1000 (1000 Krona Norwegia), dengan frekuensi menurun seiring naiknya nilai kerugian.

Distribusi ini bersifat *right skewed*, sesuai nilai skewness sebesar 30.852. Sementara itu, Gambar 2. memperlihatkan adanya sebaran data yang relatif sempit dengan beberapa nilai ekstrem yang mencolok. Kehadiran *outlier* ini memperkuat temuan analisis deskriptif dan menegaskan pentingnya penggunaan pendekatan khusus untuk data ekstrem.

Penentuan Nilai Ambang Batas (*Threshold*)

Threshold ditentukan menggunakan metode persentase, yakni dengan mengambil persentil ke-90 dari data klaim kerugian kebakaran Norwegia tahun 1972-1992 sebagai berikut:

$$m = 10\% \times n$$

$$m = 10\% \times 9181$$

$$m = 918.1$$

$$m = 918$$

Kemudian, nilai ambang batas u ditentukan dengan mengambil observasi ke- $m + 1$ dari data yang sudah diurutkan dari nilai tertinggi ke terendah:

$$u = m + 1$$

$$u = 918 + 1$$

$$u = 919$$

Dengan demikian, nilai ambang batas u adalah nilai klaim pada urutan ke-919 dari data yang telah diurutkan. Berdasarkan pengurutan ini, nilai ambang batas (*threshold*) ditentukan sebesar 3602 (1000 Krona Norwegia) serta 10% data teratas (918 observasi dari total 9181) merupakan kelompok dengan potensi kerugian tertinggi yang akan digunakan dalam pemodelan GPD untuk analisis data ekstrem.

Identifikasi Data Ekstrem

Setelah *threshold* sebesar 3602 (1000 Krona Norwegia) ditetapkan, sebanyak 918 data (10% dari total 9181 klaim) yang melebihi nilai tersebut dikategorikan sebagai data ekstrem.

Tabel 2. Exceedances

<i>Exceedances</i>
3961
5412
:
49753
102438

Tabel 3. Analisis Deskriptif *Exceedances*

Total	<i>Threshold</i>	Rata-Rata	Standar Deviasi
918	3602 (1000 Krona Norwegia)	11548.85 (1000 Krona Norwegia)	22401.68 (1000 Krona Norwegia)

Dari 918 data ekstrem, rata-rata *exceedances* sebesar 11548.85 dan standar deviasi 22401.68 (1000 Krona Norwegia). Nilai rata-rata dan variasi yang tinggi menunjukkan besarnya klaim kerugian ekstrem serta mengindikasikan distribusi ekor berat.

Pendugaan Parameter GPD

Pendugaan parameter GPD dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* dengan mempertimbangkan data yang melebihi *threshold* sebesar 3602 (1000 Krona Norwegia). Estimasi ini dilakukan secara numerik dengan bantuan fitur Solver pada Microsoft Excel, yang digunakan untuk mengoptimalkan fungsi likelihood berdasarkan data *exceedances*. Dalam proses optimasi, digunakan estimasi awal parameter sebagai titik awal dalam pencarian nilai maksimum fungsi likelihood. Adapun nilai rata-rata ($\bar{x}$) data excess yang digunakan sebesar 7946.846 dan varians (s^2) sebesar 501835061. Berdasarkan nilai-nilai tersebut, diperoleh estimasi awal parameter sebagai berikut:

$$\hat{\xi}_{init} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{\bar{x}^2}{s^2} \right)$$

$$\hat{\xi}_{init} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{7946.846^2}{501835061^2} \right)$$

$$\hat{\xi}_{init} = 0.4370786$$

$$\hat{\beta}_{init} = \frac{1}{2} \bar{x} \left(1 + \frac{\bar{x}^2}{s^2} \right)$$

$$\hat{\beta}_{init} = \frac{1}{2} 7946.846 \left(1 + \frac{7946.846^2}{501835061} \right)$$

$$\hat{\beta}_{init} = 4473.45$$

Hasil estimasi parameter berdasarkan optimasi fungsi likelihood ditunjukkan pada Tabel 4.

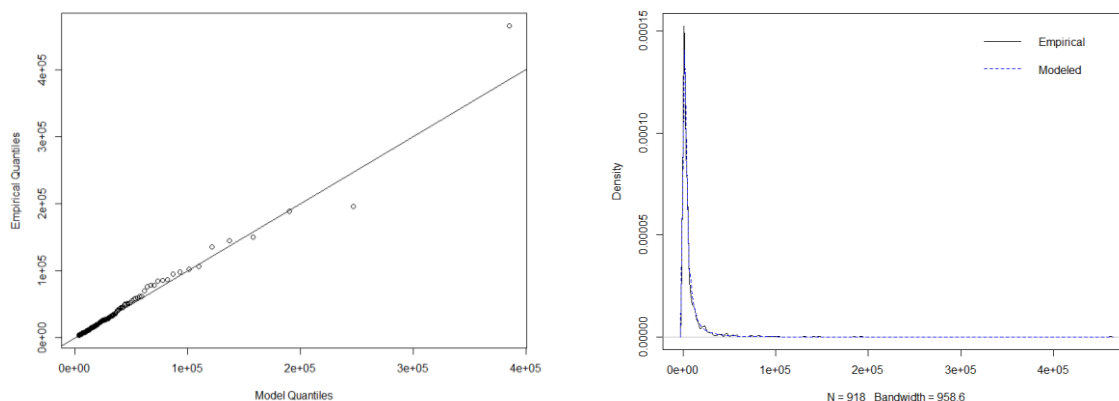
Tabel 4. Parameter GPD

Parameter Bentuk (ξ)	0.6586
Parameter Skala (β)	3023.0425

Hasil estimasi menunjukkan parameter bentuk (ξ) bernilai positif, menandakan distribusi *heavy tailed* dan peluang kejadian ekstrem yang signifikan. Parameter skala (β) yang tinggi mencerminkan rata-rata *exceedances* yang besar, yaitu sekitar 3023.04 (1000 Krona Norwegia), serta variabilitas ekstrem yang tinggi.

Uji Kolmogorov-Smirnov

Uji kesesuaian distribusi dilakukan untuk mengevaluasi apakah data ekstrem mengikuti distribusi GPD. Rumusan Hipotesis yang digunakan adalah data ekstrem mengikuti distribusi GPD dengan hipotesis alternatifnya adalah data ekstrem tidak mengikuti distribusi GPD. Taraf nyata (α) sebesar 5%. Nilai $S_m(x)$ dihitung dari data *exceedances* yang telah diurutkan, sedangkan $F_0(x)$ dihitung menggunakan fungsi distribusi kumulatif GPD dengan parameter hasil estimasi. Perhitungan dilakukan di Microsoft Excel dan diperoleh nilai statistik $D = 0.9990$ dan nilai $D_{1-\alpha} = 0.0446$. Visualisasi melalui QQ plot dan density plot menunjukkan kesesuaian antara data empiris dan distribusi GPD. Pada QQ plot, titik-titik data cenderung membentuk garis lurus, sementara density plot memperlihatkan tumpang tindih yang baik antara distribusi empiris dan teoritis.



Gambar 2. QQ Plot dan Density Plot Data Ekstrem

Karena nilai D_{hitung} lebih besar dibandingkan $D_{1-\alpha}$, maka tidak terdapat cukup bukti untuk menolak H_0 . Dengan demikian, berdasarkan hasil uji statistik beserta visualisasi grafis dapat disimpulkan bahwa data ekstrem yang melebihi *threshold* dapat dianggap mengikuti distribusi GPD.

Resampling dengan Metode Parametric Bootstrap

Untuk mengukur ketidakpastian estimasi parameter GPD, dilakukan *resampling* menggunakan *parametric bootstrap* yang memperlihatkan 1000 *bootstrap sample*. Sampel-sampel ini disimulasikan dari distribusi GPD menggunakan parameter awal bentuk (ξ) sebesar 0.6586 dan skala (β) 3023.0425. Setiap sampel berisi data sintesis yang dihasilkan dari distribusi GPD. Setiap kolom pada tabel tersebut mewakili satu sampel *bootstrap* yang terdiri atas nilai-nilai melebihi ambang batas dari data asli.

Tabel 5. Sampel *Bootstrap* GPD

Sampel					
1	2		998	999	1000
9444,51211	7636,56396		6381,03828	4524,63983	90366,8188
4381,12262	8744,77056		100720,288	72261,4413	85383,3373
7285,03485	4292,84753		8971,9928	4701,07626	121136,555
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3728,92286	11921,9206		23696,7117	11229,9787	8383,65051
5502,02381	48388,9163		5693,96651	3623,00912	6627,58702
5974,24912	8820,93294		97368,3659	25485,4188	8165,80096

Estimasi ulang parameter dari masing-masing sampel *bootstrap* ditampilkan pada Tabel 6 yang menunjukkan variasi antar sampel namun tetap berada dalam rentang yang konsisten dengan parameter awal.

Tabel 6. Estimasi Parameter dari Hasil *Bootstrap*

No	Parameter Bentuk (ξ)	Parameter Skala (β)
1	0,66120018	3046,6591
2	0,67212802	3000,11246
3	0,61527526	3234,65937
⋮	⋮	⋮
998	0,72244463	3020,28133
999	0,67191088	2993,15985
1000	0,79463459	2923,63215

Operational Value at Risk (OpVaR)

Setelah memperoleh hasil estimasi parameter dari prosedur *parametric bootstrap*, langkah selanjutnya adalah menghitung OpVaR pada tingkat kepercayaan 99% dengan memasukkan nilai estimasi parameter bentuk dan skala dari setiap sampel *bootstrap*.

Tabel 7. Operational Value at Risk

No	OpVaR
1	20112,57
2	20117,2511
3	20022,0477
⋮	⋮
998	21483,78643

999

20073,83775

1000

22850,04991

Setiap nilai OpVaR merepresentasikan estimasi risiko kerugian ekstrem dengan peluang 1% (level kepercayaan 99%) berdasarkan GPD dan variasi parameter hasil *bootstrap*. Meskipun terdapat fluktuasi antar sampel, nilai OpVaR umumnya stabil, menunjukkan konsistensi estimasi dan validitas model.

Rata-rata OpVaR pada tingkat kepercayaan 99% sebesar 19920.33 (1000 Krona Norwegia) dengan *confidence interval* 95% untuk OpVaR berada pada rentang 18005.53 (1000 Krona Norwegia) hingga 22197.63 (1000 Krona Norwegia). Rentang ini mencerminkan ketidakpastian wajar dan mendukung keandalan model dalam memprediksi risiko.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dikemukakan pada bab sebelumnya, didapat kesimpulan bahwa metode *Extreme Value Theory* dengan pendekatan *Generalized Pareto Distribution* dan *Parametric Bootstrap* berhasil diterapkan dalam memprediksi potensi kerugian maksimum akibat kebakaran di Norwegia untuk satu kejadian ekstrem di masa mendatang. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa distribusi kerugian kebakaran bersifat *heavy tailed*, mengindikasikan risiko kerugian besar meskipun dengan probabilitas rendah. Nilai OpVaR pada tingkat kepercayaan 99% diperkirakan sebesar 19920.33 (1000 Krona Norwegia) dengan *confidence interval* 95% untuk OpVaR berada pada rentang 18005.53 (1000 Krona Norwegia) hingga 22197.63 (1000 Krona Norwegia), menunjukkan stabilitas model. Pendekatan *parametric bootstrap* terbukti efektif dalam menangkap ketidakpastian estimasi parameter, sehingga memperkuat validitas model GPD yang digunakan.

Daftar Pustaka

- Bagir, M. (2009). *Model Optimasi Lokasi Pos Pemadam Kebakaran (SK : Kota Semarang)*.
- Beirlant, Jan. (2005). *Statistics of extremes : theory and applications*. Wiley.
- Brazauskas, V., & Kleefeld, A. (2015). Modeling Severity and Measuring Tail Risk of Norwegian Fire Claims. In *North American Actuarial Journal*.
- Coles, Stuart. (2001). *An introduction to statistical modeling of extreme values*. Springer.
- Efron, B. , & T. R. J. (1994). *An introduction to the bootstrap*. Chapman & Hall/CRC.
- Hosking, J. R. M., & Wallis, J. R. (1987). Parameter and Quantile Estimation for the Generalized Pareto Distribution. In *Control TECHNOMETRICS* (Vol. 29, Issue 3).
- Howson, I. (2025). *norwegianfire: Norwegian fire insurance data in ReIns: Functions from "Reinsurance: Actuarial and Statistical Aspects."*
<https://rdrr.io/cran/ReIns/man/norwegianfire.html>
- Luhung Mustika Budiharti, & Sunendiari, S. (2021). Pemodelan dan Pemetaan Jumlah Penderita Kusta di Jawa Barat dengan Regresi Binomial Negatif dan Flexibly Shaped Spatial Scan Statistic. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 99–106.
<https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.409>
- Pishro-Nik, Hossein. (2014). *Introduction to probability, statistics, and random processes*. 733.

- Rahayu, A. (2012). *Estimasi Parameter Distribusi Generalized Extreme Value (GEV) (Studi kasus : Identifikasi Perubahan Iklim di Jakarta)*.
- Shafira Agnia Latfalia, & Reny Rian Marliana. (2024). Klasifikasi Status Indeks Desa Membangun Jawa Barat Menggunakan Algoritma XGBoost. *Jurnal Riset Statistika*, 75–82. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i2.5011>
- Wijaya, N. (2024). 3 Fakta Segitiga Api, Elemen Penyebab Munculnya Kebakaran. <https://www.idntimes.com/science/discovery/naufal-sya39bana/fakta-segitiga-api-elemen-penyebab-munculnya-kebakaran-c1c2>
- Wira Rizki, S., & Perdana, H. (2020). ESTIMASI VALUE AT RISK DALAM INVESTASI PORTOFOLIO SAHAM MENGGUNAKAN METODE PEAK OVER THRESHOLD. *Buletin Ilmiah Math. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, 09(3), 423–430.
- Zahara, A., & Kurniati, E. (2024). Penerapan Ekstrim Fungsi untuk Menentukan Profit Maksimum dalam Pasar Persaingan Sempurna untuk Short-Run dan Long-Run. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 2(1), 33–40.