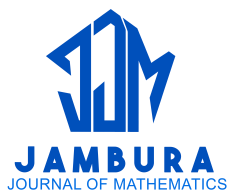


Implementasi Metode *Extreme Value Theory* untuk Menghitung Maksimal Kerugian Akibat Bencana Alam

Feby Indriana Yusuf, Kevina Alal A'la, dan Bella Cindy Thalita



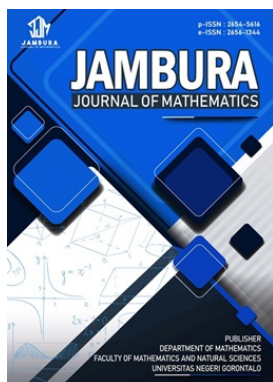
Volume 8, Issue 1, Pages 60–66, February 2026

Diterima 8 November 2025, Direvisi 23 Januari 2026, Disetujui 30 Januari 2026, Diterbitkan 4 Februari 2026

To Cite this Article : F. I. Yusuf, K. A. A'la, dan B. C. Thalita, "Implementasi Metode *Extreme Value Theory* untuk Menghitung Maksimal Kerugian Akibat Bencana Alam ", *Jambura J. Math.*, vol. 8, no. 1, pp. 60–66, 2026, <https://doi.org/10.37905/jjom.v8i1.35193>

© 2026 by author(s)

JOURNAL INFO • JAMBURA JOURNAL OF MATHEMATICS

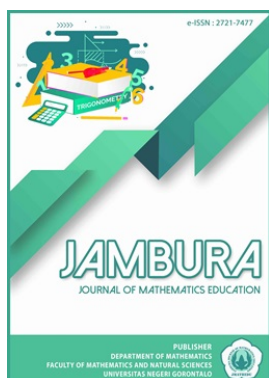


	Homepage	: http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/index
	Journal Abbreviation	: Jambura J. Math.
	Frequency	: Biannual (February and August)
	Publication Language	: English (preferable), Indonesia
	DOI	: https://doi.org/10.37905/jjom
	Online ISSN	: 2656-1344
	Editor-in-Chief	: Hasan S. Panigoro
	Publisher	: Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
	Country	: Indonesia
	OAI Address	: http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/oai
	Google Scholar ID	: iWLjgaUAAAAJ
	Email	: info.jjom@ung.ac.id

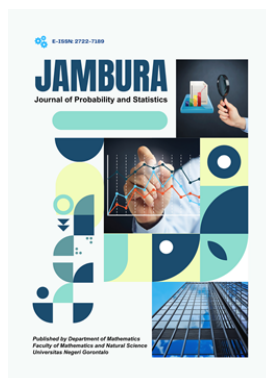
JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



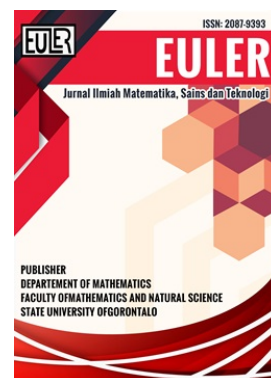
Jambura Journal of Biomathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Probability and Statistics



EULER : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains, dan Teknologi

Implementasi Metode *Extreme Value Theory* untuk Menghitung Maksimal Kerugian Akibat Bencana Alam

Feby Indriana Yusuf^{1,*}, Kevina Alal A'la¹, Bella Cindy Thalita¹

¹Departemen Matematika, Universitas Brawijaya, Malang 65145, Indonesia

ARTICLE HISTORY

Diterima 8 November 2025
Direvisi 23 Januari 2026
Disetujui 30 Januari 2026
Diterbitkan 4 Februari 2026

KATA KUNCI

Block Maxima
Distribusi GEV
Extreme Value Theory
Kerugian Bencana
Return Level

KEYWORDS

Block Maxima
Disaster Loss
Extreme Value Theory
GEV Distribution
Return Level

ABSTRAK. Penelitian ini menerapkan *Extreme Value Theory (EVT)* menggunakan pendekatan *Block Maxima (BM)* dan distribusi *Generalized Extreme Value (GEV)* untuk memodelkan dan memperkirakan potensi kerugian finansial maksimum yang disebabkan oleh bencana alam di Jawa Tengah, Indonesia. Data historis kerugian tahun 2022 digunakan untuk mengkalibrasi parameter distribusi *GEV*, dilanjutkan dengan simulasi *Monte Carlo* untuk memproyeksikan risiko selama 12 tahun ke depan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa data memiliki karakteristik *heavy-tailed* (parameter bentuk positif), mengindikasikan risiko ekstrem yang signifikan. Uji kebaikan suai (*goodness of fit*) menggunakan *Kolmogorov–Smirnov* dan *Anderson–Darling* mengonfirmasi validitas model *GEV*. Analisis *return level* menunjukkan eskalasi risiko tajam; pada periode ulang 100 tahun, potensi kerugian mencapai skala yang sangat besar. Temuan ini memberikan kontribusi metodologis dalam estimasi risiko fiskal daerah dan menekankan pentingnya instrumen mitigasi finansial yang presisi.

ABSTRACT. This study employs *Extreme Value Theory (EVT)* using the *Block Maxima (BM)* approach and the *Generalized Extreme Value (GEV)* distribution to model and estimate the potential maximum financial losses caused by natural disasters in Central Java, Indonesia. Historical loss data from 2022 are utilized to calibrate *GEV* distribution parameters, followed by *Monte Carlo* simulations to project risks over a 12-year horizon. The results reveal that the data exhibit *heavy-tailed* characteristics (indicated by a positive shape parameter), signaling significant extreme risks. *Goodness-of-fit* tests, specifically *Kolmogorov–Smirnov* and *Anderson–Darling*, confirm the validity of the *GEV* model. *Return level* analysis indicates a sharp escalation in risk; for a 100-year return period, potential losses reach a substantial magnitude. These findings contribute methodologically to regional fiscal risk estimation and underscore the necessity of precise financial mitigation instruments.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the *Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License*. Editorial of *JJoM*: Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

1. Pendahuluan

Dalam beberapa tahun terakhir, frekuensi bencana alam meningkat akibat perubahan iklim global. Istilah bencana alam merujuk pada kejadian lingkungan yang tidak disebabkan atau setidaknya tidak secara langsung disebabkan oleh manusia; sebaliknya, bencana ini dipicu oleh perubahan mendadak dan atau kekerasan dalam dinamika lingkungan yang memiliki dampak yang tidak dapat diperbaiki, baik dalam hal kerugian material maupun hilangnya nyawa manusia [1]. Zanin dkk. menunjukkan bahwa bahkan bencana yang terjadi sesekali atau jarang pun memiliki dampak yang mendalam terhadap ekonomi dan masyarakat [2].

Respons pasar modal perusahaan keuangan terhadap bencana alam bergantung pada jenis bencana, yang menunjukkan bahwa jenis bencana memainkan peran penting dalam pasar ekonomi [3]. Bencana alam memiliki dampak negatif yang signifikan terhadap harga saham perusahaan di industri penerbangan, perhotelan, dan pariwisata, dan efek ini lebih terasa pada usaha kecil dan menengah (UKM) serta perusahaan yang beroperasi di pasar yang sangat kompetitif. Analisis mediasi mengungkapkan bah-

wa bencana alam menekan pengembalian saham dengan meningkatkan risiko *crash*; namun, sentimen investor yang optimis dapat mengurangi pengaruh negatif dari guncangan bencana, mengurangi reaksi berlebihan pasar, sementara sentimen pesimis justru dapat semakin memperburuk penurunan harga saham [4].

Kerugian ekonomi ini dapat diminimalkan dan dikompensasi melalui alternatif seperti asuransi terhadap peristiwa-peristiwa ekstrem [5]. Asuransi terhadap bencana alam dapat mencegah kerugian finansial menjadi kerugian ekonomi jangka panjang [6]. Perhitungan asuransi bencana alam membutuhkan analisis yang tepat dalam kondisi riil sehingga perhitungan kerugian maksimal akibat bencana alam sangat relevan.

Kerugian maksimal yang dialami saat terjadi bencana alam bisa disebut sebagai *outlier* atau nilai ekstrem. Dalam ranah manajemen risiko, *outlier* atau nilai ekstrem memegang peranan penting namun sering kali tidak ditangani secara memadai oleh model konvensional. Sebagai solusi, *Extreme Value Theory (EVT)* merupakan metode yang dapat digunakan untuk menghitung kerugian maksimal akibat bencana alam. Metode ini menetapkan bobot yang sesuai pada peristiwa ekstrem sehingga mengurangi

*Penulis Korespondensi.

dampak menyeluruh dan meningkatkan ketahanan terhadap *outlier* [7].

Truong dkk. mengombinasikan metode *Generalized Additive Models for Location, Scale, and Shape* (GLMSS) dan EVT sehingga memungkinkan penyelidikan pemicu risiko tingkat air ekstrem dan memfasilitasi risiko banjir dalam pengaturan yang dinamis [8]. Hu dkk. memodelkan kerugian maksimum tahunan akibat topan dengan distribusi *Generalized Extreme Value* berdasarkan EVT sehingga dapat menetapkan mekanisme kompensasi dan produk asuransi khusus topan terutama yang ekstrem [7]. Aljadani melakukan analisis finansial dari nilai kerugian untuk data riil dengan membandingkan metode EVT berdasarkan data kerugian ganti rugi finansial sehingga dapat memberikan kerangka finansial yang jelas bagi lembaga keuangan untuk menghindari kerugian besar yang dialami secara tiba-tiba [9]. Huang dkk. membuktikan bahwa metode EVT memenuhi persyaratan teknik pada persentil yang ditentukan dalam memperkirakan tekanan angin ekstrem secara akurat pada atap bangunan bertingkat rendah [10].

Wang dkk. menggunakan parameter GEV seperti parameter lokasi, skala, dan bentuk yang diperoleh dari data historis kemudian digunakan untuk menghasilkan curah hujan dan tinggi pasang surut rancangan dengan periode ulang antara 5 hingga 100 tahun [7]. Berbeda dengan Wang dkk. yang menggunakan GEV untuk menghasilkan nilai rancangan pada variabel hidrometeorologi (curah hujan dan pasang surut), penelitian ini menerapkan EVT-GEV pada variabel dampak berupa kerugian finansial akibat bencana. Parameter GEV dikalibrasi dari data kerugian BPS Provinsi Jawa Tengah (2022) untuk membangkitkan data kerugian sintetis dan mengestimasi risiko ekstrem yang lebih langsung relevan bagi perencanaan mitigasi dan asuransi bencana.

Penelitian ini bertujuan untuk menentukan estimasi kerugian maksimum akibat bencana alam dengan menerapkan *Extreme Value Theory* (EVT) melalui pendekatan *Block Maxima* (BM) dan distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV). Pendekatan BM dipilih karena memungkinkan data dibagi ke dalam blok waktu tertentu (misalnya per tahun atau per bulan) dan mengambil nilai maksimum pada setiap blok sebagai sampel ekstrem, sehingga fokus analisis langsung tertuju pada kejadian paling jarang dan paling berdampak. Dibandingkan pendekatan ekstrem lain seperti *Peaks Over Threshold* (POT) yang memerlukan penentuan ambang batas (*threshold*) secara relatif subjektif dan sensitif terhadap perubahan kecil pada data, BM tidak bergantung pada pemilihan *threshold* sehingga mengurangi potensi bias pemodelan dan meningkatkan konsistensi estimasi. Selain itu, BM cenderung lebih stabil ketika data historis terbatas karena hanya mengekstraksi satu nilai ekstrem per blok, sehingga parameter dapat dikalibrasi dengan prosedur yang lebih sederhana dan interpretasi periode ulang (*return period*) menjadi lebih langsung.

Distribusi GEV menyediakan kerangka kerja statistik yang kuat karena didukung oleh teorema limit EVT untuk maksimum blok, memiliki parameter yang *parsimonious* namun fleksibel dalam merepresentasikan perilaku ekor (melalui parameter bentuk), serta memungkinkan inferensi dan perhitungan *return level/return period* secara langsung. Dibandingkan pendekatan lain, GEV pada *Block Maxima* mengurangi subjektivitas pemilihan ambang seperti pada POT-GPD, dan lebih tepat untuk risiko ekstrem daripada pemodelan distribusi umum yang cenderung berfokus pada bagian tengah sebaran data.

Uji *Kolmogorov-Smirnov* merupakan uji statistik yang dapat digunakan untuk menentukan kesesuaian suatu sampel dengan distribusi tertentu dari suatu populasi [11]. Uji *Anderson-Darling* adalah pengembangan dari uji *Kolmogorov-Smirnov* (KS) yang lebih sensitif terhadap perbedaan di ekor distribusi [12].

Yiguo Xu menggunakan *return level* dari distribusi GEV untuk mengestimasi ambang batas suhu ekstrem yang diperkirakan akan terlampaui dalam periode ulang tertentu, sehingga dapat mengidentifikasi dan menganalisis karakteristik spasial-temporal kejadian panas ekstrem [13]. Penelitian dilanjutkan dengan menghitung *return level*. *Return level* merepresentasikan nilai kerugian maksimum yang diperkirakan akan terlampaui sekali dalam periode waktu tertentu, dan digunakan sebagai dasar dalam prediksi potensi kerugian akibat bencana di masa depan [14]. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan pendekatan yang lebih aplikatif dan kontekstual dalam perencanaan mitigasi dan perhitungan risiko finansial bencana karena telah menggabungkan data historis kerugian bencana dari BPS dengan teknik pemodelan ekstrem berbasis distribusi GEV, validasi menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dan *Anderson-Darling*, serta perhitungan *return level* untuk memprediksi potensi kerugian jangka panjang.

Berbeda dengan Wang dkk. yang menggunakan GEV untuk menghasilkan nilai rancangan pada variabel hidrometeorologi (curah hujan dan pasang surut) [7], penelitian ini menerapkan EVT-GEV pada variabel dampak berupa nominal kerugian finansial. Studi terdahulu sering kali berfokus pada dampak ekonomi makro secara luas [22], namun masih jarang yang memodelkan estimasi kerugian nominal spesifik di tingkat provinsi di negara berkembang dengan keterbatasan data historis panjang.

Penelitian ini bertujuan untuk mengestimasi kerugian maksimum akibat bencana alam di Jawa Tengah dengan menerapkan EVT melalui pendekatan *Block Maxima* (BM). Pendekatan ini dipilih untuk mengatasi keterbatasan data runtun waktu yang sering terjadi di tingkat daerah, sekaligus memberikan proyeksi risiko yang relevan bagi perencanaan anggaran daerah.

2. Metode

2.1. Extreme Value Theory (EVT)

Teori Nilai Ekstrem (*Extreme Value Theory*, EVT) adalah cabang statistika yang mempelajari perilaku nilai-nilai ekstrem seperti maksimum atau minimum dari suatu kumpulan data acak. Nilai ekstrem ini jarang terjadi, tetapi ketika muncul, dampaknya sering kali bersifat kritis. EVT umumnya diaplikasikan untuk analisis data univariat meliputi berbagai bidang seperti meteorologi, analisis banjir, kekuatan material, dan aktuaria. Aplikasi EVT menjadi semakin relevan dalam konteks bencana alam, mengingat kemampuannya untuk memodelkan kejadian langka namun berdampak masif [15]. Konsep distribusi EVT merupakan representasi hasil dari nilai maksimum atau minimum di antara sekumpulan variabel acak yang saling independen, dengan karakteristik distribusi yang menjadi lebih jelas saat ukuran sampel meningkat [16]. EVT merupakan sebuah kerangka yang berfokus pada pemodelan dan kuantifikasi kejadian-kejadian yang memiliki probabilitas sangat rendah untuk terjadi [17]. EVT memberikan estimasi yang lebih akurat pada area ekor distribusi.

2.2. Block Maxima

Block Maxima (BM) adalah metode dalam Extreme Value Theory (EVT) yang membagi data menjadi blok-blok (misalnya per tahun atau per bulan) dan mengambil nilai maksimum dari setiap blok sebagai sampel ekstrem. Nilai maksimum dari setiap blok dimodelkan menggunakan distribusi Generalized Extreme Value (GEV), meskipun data asli tidak sepenuhnya independen atau identik [14]. Pemilihan metode Block Maxima dalam penelitian ini didasarkan pada pertimbangan stabilitas estimasi dan objektivitas. Dibandingkan metode Peaks Over Threshold (POT) yang sangat sensitif terhadap pemilihan nilai ambang batas (threshold) yang bersifat subjektif [23], Block Maxima menawarkan pendekatan yang lebih konsisten untuk data tahunan. Selain itu, hasil estimasi berbasis maksimum blok tahunan lebih mudah diinterpretasikan dalam konteks siklus anggaran pemerintah daerah dibandingkan laju kedatangan kejadian pada model POT [24].

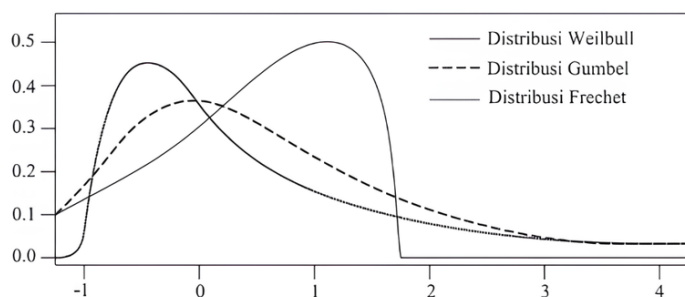
2.3. Distribusi Generalized Extreme Value

Distribusi Generalized Extreme Value (GEV) merupakan penyatuan tiga distribusi ekstrem klasik, yaitu Gumbel, Fréchet, dan Weibull, dalam satu kerangka kerja matematis yang elegan. Distribusi GEV menyediakan kerangka kerja statistik yang kuat untuk analisis kejadian ekstrem [14]. Formulasi umum distribusi GEV dinyatakan sebagai berikut:

$$G(z) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-1/\xi} \right\},$$

dengan:

- μ adalah parameter lokasi yang menentukan pusat distribusi,
- σ adalah parameter skala yang mengontrol penyebaran data,
- ξ adalah parameter bentuk yang menentukan karakteristik ekor distribusi.



Gambar 1. Bentuk fungsi densitas peluang untuk ketiga tipe distribusi

Distribusi Generalized Extreme Value (GEV) dapat dibedakan ke dalam tiga tipe, yaitu: Tipe I (Distribusi Gumbel) jika nilai $\xi = 0$, Tipe II (Distribusi Fréchet) jika nilai $\xi > 0$, dan Tipe III (Distribusi Weibull) jika nilai $\xi < 0$. Semakin besar nilai ξ , maka semakin gemuk pula ekor distribusinya (heavy-tail). Dengan demikian, dari ketiga tipe distribusi tersebut, distribusi Fréchet memiliki ekor yang paling gemuk [18].

2.4. Return Level

Dalam analisis nilai ekstrem, return level (z_p) merupakan nilai kritis yang diperkirakan akan terlampaui dalam suatu periode

waktu tertentu. Perhitungannya didasarkan pada fungsi distribusi Generalized Extreme Value (GEV) yang telah dimodelkan [14]. Secara matematis, return level dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$z_p = \mu - \frac{\sigma}{\xi} \left[1 - \{-\log(1-p)\}^{-\xi} \right], \quad \text{untuk } \xi \neq 0,$$

$$z_p = \mu - \sigma \log \{-\log(1-p)\}, \quad \text{untuk } \xi = 0,$$

dengan:

- μ adalah parameter lokasi,
- σ adalah parameter skala,
- ξ adalah parameter bentuk,
- p adalah probabilitas kejadian.

2.5. Uji Kecocokan Model

2.5.1. Uji Kolmogorov–Smirnov (K–S)

Uji Kolmogorov–Smirnov merupakan uji statistik yang dapat digunakan untuk menentukan kesesuaian suatu sampel dengan distribusi tertentu dari suatu populasi [11]. Konsep uji Kolmogorov–Smirnov adalah membandingkan distribusi teoritik dan distribusi empirik (observasi) berdasarkan frekuensi kumulatif [19].

Langkah pertama dari uji K–S adalah perumusan hipotesis. Misalkan X_1, X_2, \dots, X_n adalah sampel acak berukuran n dari suatu populasi dengan fungsi distribusi $F(x)$. Misalkan pula $F_0(x)$ adalah suatu fungsi distribusi tertentu yang akan diuji, maka hipotesis yang dirumuskan adalah sebagai berikut:

$$H_0 : F(x) = F_0(x), \quad \text{untuk semua } x \text{ (data berdistribusi tertentu),}$$

$$H_1 : F(x) \neq F_0(x), \quad \text{untuk semua } x \text{ (data tidak berdistribusi tertentu).}$$

Uji K–S menggunakan statistik uji sebagai berikut:

$$D = \max |F_0(x) - S_n(x)|,$$

dengan $F_0(x)$ adalah fungsi distribusi frekuensi kumulatif teoritis dan $S_n(x)$ adalah distribusi frekuensi kumulatif empiris dari suatu sampel acak dengan n observasi.

Keputusan pengujian diambil dengan menolak H_0 jika nilai $D > D_{\text{tabel}}(n, \alpha)$ atau jika nilai p -value lebih kecil dari tingkat signifikansi (α).

2.5.2. Uji Anderson–Darling

Uji Anderson–Darling merupakan salah satu uji goodness of fit (kesesuaian distribusi) yang termasuk dalam kelas statistik Empirical Distribution Function. Uji ini merupakan pengembangan dari uji Kolmogorov–Smirnov (K–S) yang lebih sensitif terhadap perbedaan pada ekor distribusi [12]. Oleh karena itu, uji Anderson–Darling dianggap lebih kuat dalam menilai kecocokan antara distribusi empiris dan distribusi teoritis, khususnya ketika data bersifat ekstrem, mengingat kerugian ekstrem sering berada pada bagian ekor distribusi [20].

Statistik uji Anderson–Darling didefinisikan sebagai berikut:

$$A^2 = -m - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (2i-1) [\ln F(X_i) + \ln (1 - F(X_{m+1-i}))],$$

dengan m merupakan jumlah sampel, $F(X_i)$ adalah nilai fungsi distribusi kumulatif teoritis pada data ke- i , dan X_i adalah data yang telah diurutkan (*order statistic*). Langkah-langkah pengujian *Anderson–Darling* [20] adalah sebagai berikut:

1. Merumuskan hipotesis:

H_0 : Distribusi data mengikuti distribusi teoritis $F(x)$,

H_1 : Distribusi data tidak mengikuti distribusi teoritis $F(x)$.

2. Menghitung nilai statistik *Anderson–Darling*.

3. Menentukan taraf signifikansi.

4. Menentukan kriteria pengujian:

- Jika nilai statistik AD lebih besar dari nilai kritis tabel AD, maka H_0 ditolak.
- Jika nilai statistik AD lebih kecil atau sama dengan nilai kritis tabel AD, maka H_0 diterima.
- Jika $p\text{-value} > 0,05$, maka H_0 diterima.
- Jika $p\text{-value} < 0,05$, maka H_0 ditolak.

5. Membuat keputusan berdasarkan kriteria pengujian.

2.6. Tahapan Penelitian

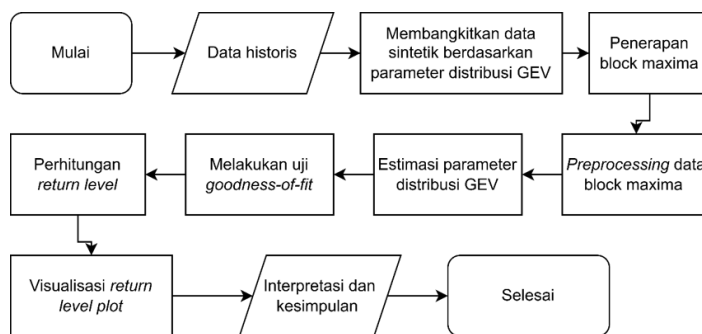
Penelitian ini membangkitkan data simulasi berdasarkan parameter yang dikalibrasi dari data historis BPS, yaitu *Jumlah Kerugian yang Ditanggung Akibat Bencana menurut Kabupaten/Kota dan Jenis Bencana di Provinsi Jawa Tengah* (tahun 2022) [21]. Variabel utama yang digunakan adalah nilai kerugian (Rp) per kabupaten/kota menurut jenis bencana, yang kemudian diproyeksikan dalam bentuk runtun waktu selama 12 tahun simulasi. Durasi simulasi 12 tahun dipilih dengan mempertimbangkan relevansi terhadap siklus perencanaan pembangunan daerah. Di Indonesia, dokumen perencanaan seperti RPJMD (5 tahunan) dan RPJPD (20 tahunan) menjadi acuan fiskal. Horizon waktu 12 tahun mencakup dua siklus anggaran jangka menengah ditambah cadangan (*buffer*) waktu 2 tahun, sehingga memberikan estimasi risiko yang cukup panjang untuk antisipasi fiskal namun tetap meminimalkan ketidakpastian (*uncertainty*) yang berlebihan akibat proyeksi yang terlalu jauh [25]. Secara deskriptif, data menunjukkan variasi yang tinggi dengan rata-rata sekitar Rp12,0 miliar, simpangan baku sekitar Rp49,1 miliar, minimum mendekati nol, dan maksimum sekitar Rp234,2 miliar. Nilai *skewness* ($\approx 4,26$) dan *kurtosis* ($\approx 17,15$) yang tinggi mengindikasikan distribusi condong ke kanan dan *heavy-tailed*, sehingga relevan untuk pemodelan kejadian ekstrem. Karakteristik asimetri ini juga dapat dipertimbangkan sebagai arah penelitian lanjutan.

Proses pengolahan data dilakukan secara komprehensif dengan memanfaatkan perangkat lunak *Python* dan *EasyFit*. Langkah-langkah penelitian ini bersifat berurutan, di mana keluaran pada setiap tahap menjadi masukan untuk tahap berikutnya. Adapun tahapan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Memasukkan data historis berupa nilai kerugian ekonomi (Rp) akibat bencana alam di Provinsi Jawa Tengah tahun 2022 ke dalam perangkat lunak *EasyFit* sebagai dasar kalibrasi untuk memperoleh parameter distribusi GEV.
2. Membangkitkan data sintetik berdasarkan parameter distribusi GEV yang telah diestimasi untuk keperluan validasi model.
3. Menerapkan metode *Block Maxima* dengan membagi data temporal ke dalam blok tahunan dan mengekstrak nilai maksimum dari setiap blok sebagai dasar analisis nilai ekstrem.

4. Melakukan *preprocessing* data *Block Maxima*.
5. Melakukan estimasi parameter distribusi GEV.
6. Melakukan uji *goodness-of-fit* menggunakan *Kolmogorov–Smirnov* dan *Anderson–Darling* untuk menguji kesesuaian distribusi.
7. Melakukan perhitungan *return level*.
8. Melakukan visualisasi *return level plot*.
9. Melakukan interpretasi hasil dan penarikan kesimpulan.

Tahapan penelitian dinyatakan dalam diagram alir pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Kalibrasi Parameter dan Model Distribusi GEV

Parameter simulasi data GEV diperoleh dari analisis data historis menggunakan perangkat lunak *EasyFit*. *EasyFit* umumnya menerapkan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), yaitu dengan menentukan nilai parameter yang memaksimalkan fungsi *likelihood* sehingga data observasi memiliki peluang kemunculan terbesar terhadap distribusi yang diasumsikan. Metode ini dipilih karena mampu menghasilkan estimasi parameter yang konsisten dan efisien untuk pemodelan data ekstrem. Data historis yang dimasukkan menghasilkan estimasi parameter yang merepresentasikan karakteristik ekstrem data historis. Hasil estimasi parameter GEV disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Estimasi parameter distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) berdasarkan data historis

No.	Parameter	Nilai Estimasi
1.	Bentuk (k/ξ)	0,94797
2.	Skala (σ)	303.000.000
3.	Lokasi (μ)	134.000.000

Parameter bentuk (k/ξ) sebesar 0,94797 yang bernilai positif menunjukkan karakteristik *heavy-tailed distribution* (tipe *Fréchet*), yaitu ekor distribusi yang lebih berat dibandingkan distribusi normal maupun *Gumbel*. Hal ini mengindikasikan kemungkinan terjadinya kerugian ekstrem dengan besaran yang relatif lebih tinggi. Parameter skala (σ) sebesar 302.710.000 menunjukkan variabilitas yang tinggi dalam data kerugian bencana, sedangkan parameter lokasi (μ) menunjukkan bahwa nilai pusat distribusi ekstrem berada pada kisaran 134.350.000.

Simulasi nilai kerugian dilakukan dengan membangkitkan data menggunakan distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) berdasarkan parameter hasil estimasi dari data historis. Data simulasi kemudian dikelompokkan per tahun, dan nilai maksimum ta-

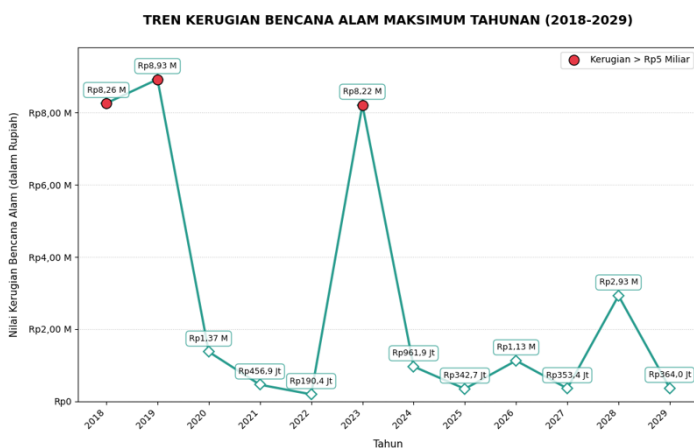
Tabel 2. Ringkasan statistik hasil simulasi nilai kerugian akibat bencana alam (2018–2029)

Tahun	Jumlah Kasus	Total Kerugian	Rata-rata Kerugian	Kerugian Maksimum
2018	5	Rp13.571.491.953	Rp2.714.298.391	Rp8.263.511.604
2019	4	Rp12.268.456.166	Rp3.067.114.042	Rp8.927.998.429
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2029	3	Rp611.714.698	Rp203.904.899	Rp364.038.626

hunan diekstraksi menggunakan metode *Block Maxima* untuk analisis kejadian ekstrem. Hasil simulasi nilai kerugian akibat bencana alam disajikan pada [Tabel 2](#).

3.2. Block Maxima

Analisis *block maxima* diterapkan pada data kerugian bencana 2018–2019 dengan mengekstrak nilai tertinggi tiap tahun. Hasil yang diperoleh menunjukkan pola kerugian ekstrem yang berfluktuasi tajam, terutama pada tahun 2018, 2019, dan 2023 yang mencatat kerugian lebih dari Rp 8 miliar. Pola ini menunjukkan karakteristik ekor berat yang khas pada pemodelan risiko ekstrem, sebagaimana ditunjukkan pada [Gambar 3](#) yang menyajikan grafik hasil *block maxima*.



Gambar 3. Grafik nilai maksimum tahunan kerugian bencana (2018–2029)

Setiap tahun diwakili oleh satu nilai kerugian tertinggi dengan tujuan untuk mengidentifikasi pola kejadian ekstrem jangka panjang. Berdasarkan grafik di atas, terdapat tiga tahun dengan kerugian tertinggi, yaitu tahun 2019 sebesar Rp 8,93 miliar, tahun 2018 sebesar Rp 8,26 miliar, dan tahun 2023 sebesar Rp 8,22 miliar. Pada periode tahun 2022 ke 2023 terjadi fluktuasi yang signifikan dari sekitar Rp190 juta hingga Rp 8,9 miliar, yang mengindikasikan risiko ekstrem yang bersifat tidak stabil.

3.3. Estimasi Parameter Distribusi GEV

Hasil *block maxima* data kerugian digunakan untuk mengestimasi parameter distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV). Terdapat tiga parameter yang diestimasi, yaitu parameter lokasi, parameter skala, dan parameter bentuk, yang ditampilkan pada [Tabel 3](#).

Berdasarkan [Tabel 3](#), hasil estimasi parameter distribusi GEV menunjukkan bahwa parameter bentuk untuk data kerugian bencana alam periode 2018–2029 bernilai sebesar 2,64079. Nilai parameter bentuk yang positif ($\xi > 0$) mengindikasikan

Tabel 3. Hasil estimasi parameter distribusi *Generalized Extreme Value* berdasarkan data kerugian maksimum tahunan

No.	Parameter	Nilai Estimasi
1.	Bentuk (k/ξ)	2,64079
2.	Skala (σ)	2.733.812.000
3.	Lokasi (μ)	1.205.842.000

bahwa data kerugian mengikuti distribusi *heavy-tailed*. Estimasi parameter lokasi sebesar 1.205.842.000 menunjukkan bahwa nilai pusat distribusi ekstrem berada pada kisaran yang sangat besar, sedangkan estimasi parameter skala sebesar 2.733.812.000 mengindikasikan tingkat variabilitas kerugian yang ekstrem tinggi.

3.4. Uji Goodness-of-Fit

Untuk memverifikasi kelayakan penggunaan distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) dalam perhitungan *return level*, dilakukan pengujian *goodness-of-fit* menggunakan uji *Kolmogorov–Smirnov* dan *Anderson–Darling*. Tingkat signifikansi yang ditetapkan sebesar $\alpha = 5\%$.

Tabel 4. Hasil uji *Kolmogorov–Smirnov* untuk distribusi GEV

Statistik D	p-value	Kesimpulan
0,35949	0,06789	Distribusi GEV sesuai dengan data

Hasil pengujian menunjukkan nilai *p-value* sebesar 0,06789 yang lebih besar dari tingkat signifikansi 5% ($0,06789 > 0,05$). Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa pada tingkat kepercayaan 95% data ekstrem mengikuti distribusi GEV. Selanjutnya, pendekatan GEV dievaluasi menggunakan uji *Anderson–Darling*.

Tabel 5. Hasil uji *Anderson–Darling* untuk distribusi GEV

Statistik AD	p-value	Kesimpulan
2,07180	0,08494	Distribusi GEV sesuai dengan data

Hasil uji *Anderson–Darling* menunjukkan nilai *p-value* sebesar 0,08494 yang juga melebihi tingkat signifikansi 5% ($0,08494 > 0,05$). Hal ini mengindikasikan bahwa distribusi GEV sesuai untuk memodelkan data ekstrem dengan tingkat kepercayaan 95%.

3.5. Return Level

Tahap terakhir dalam analisis data adalah menghitung *return level*. Hasil analisis *return level* berikut mengungkap besaran kerugian yang mungkin terjadi dalam rentang waktu 2 hingga 100 tahun, mulai dari miliaran hingga ratusan triliun rupiah, yang menggambarkan skala risiko yang perlu diantisipasi oleh para pemangku kepentingan.

Tabel 6. Estimasi *Return Level* kerugian bencana berdasarkan distribusi GEV

No.	Periode Ulang (Tahun)	<i>Return Level</i> (Rp)
1	2	Rp2.895.713.166
2	3	Rp11.399.832.572
3	4	Rp27.963.642.310
4	5	Rp54.532.071.685
5	10	Rp394.577.479.984
6	20	Rp2.639.562.544.698
7	50	Rp30.910.659.740.944
8	100	Rp195.376.837.651.695

Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan distribusi GEV, nilai-nilai *return level* untuk periode ulang 2 hingga 100 tahun menunjukkan pola peningkatan yang sangat drastis, yang mencerminkan eskalasi risiko kerugian yang perlu menjadi perhatian serius. Pada periode ulang 2 tahun, nilai *return level* sebesar Rp2.895.713.166 menandakan bahwa setiap dua tahun sekali diperkirakan akan terjadi kejadian bencana dengan kerugian sebesar nilai tersebut.

Pada periode ulang 3 tahun, *return level* meningkat lebih dari tiga kali lipat menjadi Rp 11.399.832.572, dan pada periode ulang 4 tahun mencapai Rp 27.963.642.310. Hal ini menunjukkan bahwa risiko kerugian ekstrem meningkat secara cepat meskipun selang waktu antarperiode masih relatif pendek. Pada periode ulang 5 tahun, nilai kerugian maksimum yang mungkin terjadi melonjak menjadi Rp 54.532.071.685, lebih dari lima kali lipat dibandingkan *return level* dua tahunan. Kondisi ini menunjukkan bahwa meskipun kejadian ekstrem menjadi lebih jarang, dampak finansial yang ditimbulkan jauh lebih besar.

Lonjakan paling signifikan terlihat pada periode ulang 10 tahun dengan nilai *return level* sebesar Rp 394.577.479.984, yang menunjukkan bahwa kerugian hampir mencapai Rp 400 miliar untuk kejadian yang diperkirakan terjadi sekali setiap dekade. Pada periode ulang 20 tahun, *return level* meningkat drastis menjadi Rp 2.639.562.544.698 atau sekitar Rp 2,6 triliun, yang mencerminkan kerugian bencana berskala sangat besar.

Peningkatan ini terus berlanjut pada periode ulang 50 tahun dengan nilai mencapai Rp 30.910.659.740.944 (sekitar Rp30,9 triliun), dan pada periode ulang 100 tahun diperoleh *return level* tertinggi sebesar Rp 195.376.837.651.695 atau lebih dari Rp 195 triliun. Pola peningkatan eksponensial ini menegaskan bahwa meskipun kejadian dengan *return period* panjang relatif jarang terjadi, dampak finansial yang ditimbulkan sangat ekstrem dan berpotensi menimbulkan guncangan ekonomi yang besar jika tidak diantisipasi.

Nilai *return level* yang mencapai ratusan triliun rupiah pada periode ulang panjang mengindikasikan bahwa Anggaran Pendapatan dan Belanja Daerah (APBD) reguler tidak akan mencukupi untuk penanggulangan bencana berskala ekstrem tersebut. Oleh karena itu, hasil ini menyarankan perlunya pemerintah daerah mempertimbangkan instrumen *risk transfer*, seperti asuransi parametrik atau penerbitan *catastrophe bonds*, guna melindungi stabilitas fiskal dari kejadian ekstrem yang diprediksi oleh model ini.

4. Kesimpulan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa distribusi *Generalized Extreme Value* (GEV) merupakan pendekatan yang tepat dan re-

levan dalam memodelkan kerugian ekstrem akibat bencana alam. Validitas model GEV telah dibuktikan melalui pengujian *goodness-of-fit* menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* (K-S) dan *Anderson-Darling* (AD), yang keduanya menghasilkan nilai *p-value* di atas tingkat signifikansi 5%, sehingga dapat disimpulkan bahwa model GEV sesuai dengan data *block maxima* yang dianalisis. Estimasi parameter bentuk (ξ) yang bernilai positif menunjukkan bahwa data memiliki sifat *heavy-tailed*, yang secara statistik mengindikasikan bahwa probabilitas terjadinya kerugian besar berada pada tingkat yang lebih tinggi dibandingkan dengan distribusi ber-ekor ringan. Hal ini memberikan gambaran bahwa potensi kerugian ekstrem tidak dapat diabaikan dalam perencanaan kebijakan dan sistem mitigasi risiko bencana.

Pembangkitan data simulasi yang dilakukan berdasarkan parameter GEV yang diperoleh dari data historis kerugian akibat bencana alam yang dirilis oleh Badan Pusat Statistik (BPS) memungkinkan penelitian ini untuk mengidentifikasi karakteristik distribusi ekstrem yang representatif secara temporal dan geografis. Pendekatan ini menjadi solusi alternatif dalam mengatasi keterbatasan data observasi yang sering kali tidak lengkap, inkonsisten, atau tidak terdokumentasi secara komprehensif. Hasil perhitungan *return level* dari model GEV memberikan estimasi kerugian maksimum yang dapat dijadikan dasar prediktif dalam perencanaan keuangan jangka pendek hingga jangka panjang, sesuai dengan periode ulang yang digunakan.

Dengan demikian, informasi yang diperoleh dari pemodelan ini memiliki kontribusi strategis dalam mendukung pengambilan keputusan oleh pemangku kepentingan, seperti pemerintah daerah, lembaga penanggulangan bencana, serta sektor keuangan dan asuransi. Pemanfaatan model GEV dan *return level* dalam konteks ini diharapkan dapat mendukung perencanaan mitigasi yang lebih presisi, pengembangan produk perlindungan risiko bencana yang adaptif, serta alokasi dana darurat yang sesuai dengan skala risiko. Pendekatan ini sekaligus memberikan landasan ilmiah yang kuat dalam menjembatani keterbatasan data historis dengan kebutuhan proyeksi kebencanaan di masa mendatang, khususnya dalam menghadapi dinamika risiko yang meningkat akibat perubahan iklim dan urbanisasi.

Kontribusi Penulis. Feby Indriana Yusuf: Konseptualisasi, metodologi, validasi, analisis formal, kurasi data, penulisan draft asli, perbaikan artikel, supervisi. Kevina Alal A'la: Pengumpulan data, perangkat lunak, analisis formal, perbaikan artikel, penulisan tinjauan, administrasi proyek. Bella Cindy Thalita: Investigasi data, perangkat lunak, analisis formal, perbaikan artikel, visualisasi, administrasi proyek. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi akhir naskah yang diterbitkan.

Ucapan Terima Kasih. Para penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah berkontribusi dalam penelitian artikel ini dan dalam penyusunan manuskrip. Kami sangat menghargai editor dan reviewer dari *Jambura Journal of Mathematics* atas masukan serta dukungannya dalam menyempurnakan karya ini.

Pembiayaan. Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal.

Konflik Kepentingan. Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan yang terkait dengan artikel ini.

Ketersediaan Data. Tidak tersedia.

Referensi

- [1] J.-M. Montero, V. Naimy, N. Abi, and R. El, "Natural disasters, stock price volatility in the property-liability insurance market and sustainability: An unexplored link," *Socioecon. Plann. Sci.*, vol. 91, Dec. 2023, 2024, doi: [10.1016/j.seps.2023.101791](https://doi.org/10.1016/j.seps.2023.101791).
- [2] L. Zanin, R. Calabrese, and C. Innes, "Climate stress testing for mortgage default probability," *Int. Rev. Financ. Anal.*, vol. 95, p. 103497, 2024, doi: [10.1016/j.irfa.2024.103497](https://doi.org/10.1016/j.irfa.2024.103497).
- [3] Y. Chen, K. Guo, Q. Ji, and D. Zhang, "Not all climate risks are alike: Heterogeneous responses of financial firms to natural disasters in China," *Financ. Res. Lett.*, vol. 52, p. 103538, 2023, doi: [10.1016/j.frl.2022.103538](https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103538).
- [4] Z. Hu and L. Liu, "Influence of natural disasters on stock prices in the aviation, hospitality, and tourism industries: Perspective based on crash risk and investor sentiment," *Financ. Res. Lett.*, vol. 76, p. 107002, 2025, doi: [10.1016/j.frl.2025.107002](https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.107002).
- [5] F. Alonso *et al.*, "A novel multistage risk management applied to water-related disaster using diversity of measures: A theoretical approach," *Ecohydrol. Hydrobiol.*, vol. 21, no. 3, pp. 443–453, 2021, doi: [10.1016/j.ecohyd.2021.07.004](https://doi.org/10.1016/j.ecohyd.2021.07.004).
- [6] G. C. Gesualdo, M. R. Benso, K. S. Sass, and E. M. Mendiondo, "Index-based insurance to mitigate current and future extreme events financial losses for water utilities," *Int. J. Disaster Risk Reduct.*, vol. 100, p. 104218, 2024, doi: [10.1016/j.ijdrr.2023.104218](https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2023.104218).
- [7] K. Hu, R. Wang, J. Xu, C. Constantinescu, Y. Chen, and C. Ling, "Extreme analysis of typhoons disaster in mainland China with insurance management," *Int. J. Disaster Risk Reduct.*, vol. 106, p. 104411, 2024, doi: [10.1016/j.ijdrr.2024.104411](https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2024.104411).
- [8] C. Truong, M. Malavasi, and M. A. Goldstein, "Timing is (almost) everything: Real options, extreme value theory, climate adaptation, and flood risk management," *J. Environ. Manage.*, vol. 370, p. 122621, 2024, doi: [10.1016/j.jenvman.2024.122621](https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.122621).
- [9] A. Aljadani, "Extreme PORT for Norwegian fire financial claims: Empirical assessment and financial VAR analysis," *Alexandria Eng. J.*, vol. 108, pp. 852–862, 2024, doi: [10.1016/j.aej.2024.09.035](https://doi.org/10.1016/j.aej.2024.09.035).
- [10] P. Huang, B. Cui, and W. Peng, "An extreme value estimation method of wind pressures based on change point theory," *J. Build. Eng.*, vol. 93, p. 109860, 2024, doi: [10.1016/j.jobe.2024.109860](https://doi.org/10.1016/j.jobe.2024.109860).
- [11] P. P. Oktaviana and Irhamah, "Kolmogorov–Smirnov goodness-of-fit test for identifying distribution of the number of earthquakes and the losses due to earthquakes in Indonesia," in *J. Phys.: Conf. Ser.*, IOP Publishing, 2022, doi: [10.1088/1742-6596/1821/1/012045](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1821/1/012045).
- [12] R. Kumar, "Flood frequency analysis of the Rapti River Basin using log Pearson type-III and Gumbel extreme value-I methods," *J. Geol. Soc. India*, vol. 94, no. 5, pp. 480–484, 2019, doi: [10.1007/s12594-019-1344-0](https://doi.org/10.1007/s12594-019-1344-0).
- [13] Y. Xu, L. Tian, T. Cui, J. Zhang, H. Zhang, and Y. Wang, "Spatiotemporal characteristics of Universal Thermal Climate Index during five-year return period extreme heat events in the Beijing–Tianjin–Hebei region," *Atmos. Ocean. Sci. Lett.*, vol. 18, no. 3, p. 100612, 2025, doi: [10.1016/j.aosl.2025.100612](https://doi.org/10.1016/j.aosl.2025.100612).
- [14] S. Coles, *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. London: Springer, 2001. [Online]. Available: <http://www.springer.co.uk>
- [15] S. Kotz and S. Nadarajah, *Extreme Value Distributions: Theory and Applications*. London: Imperial College Press, 2000.
- [16] H. A. Rafiu, O. S. Adesina, and K. S. Adekeye, "Modelling the response rate of Apache web server using extreme value theory," *Sci. African*, vol. 23, p. e02086, 2024, doi: [10.1016/j.sciaf.2024.e02086](https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2024.e02086).
- [17] I. F. Alves and C. Neves, "Estimation of the finite right endpoint in the Gumbel domain," *Stat. Sin.*, vol. 24, no. 4, pp. 1811–1835, 2014, doi: [10.5705/ss.2013.183](https://doi.org/10.5705/ss.2013.183).
- [18] K. Dharmawan, "Estimasi nilai VaR dinamis indeks saham menggunakan peak-over threshold dan block maxima," *J. Mat.*, vol. 2, no. 2, pp. 1–12, 2012, doi: [10.24843/jmat.2012.v02.i02.p24](https://doi.org/10.24843/jmat.2012.v02.i02.p24).
- [19] S. M. Rohman and A. Suharsono, "Estimasi Value at Risk dalam investasi saham subsektor perbankan di Bursa Efek Indonesia dengan pendekatan extreme value theory," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 6, no. 2, pp. D205–D211, 2017, doi: [10.12962/j23373520.v6i2.24983](https://doi.org/10.12962/j23373520.v6i2.24983).
- [20] A. I. Shah and N. Das Pan, "Evaluation of probability distribution methods for flood frequency analysis in the Jhelum Basin of North-Western Himalayas, India," *Clean. Water*, vol. 2, p. 100044, 2024, doi: [10.1016/j.clwat.2024.100044](https://doi.org/10.1016/j.clwat.2024.100044).
- [21] Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah, "Jumlah kerugian yang ditanggung akibat bencana menurut kabupaten/kota dan jenis bencana di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2022." [Online]. Available: <https://jateng.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTk5NiMy.html>
- [22] W. J. W. Botzen, O. Deschenes, and M. Sanders, "The economic impacts of natural disasters: A review of models and empirical studies," *Rev. Environ. Econ. Policy*, vol. 13, no. 2, pp. 167–188, 2019.
- [23] A. Ferreira and L. de Haan, "On the block maxima method in extreme value theory: PWM estimators," *Ann. Stat.*, vol. 43, no. 1, pp. 276–298, 2015.
- [24] J. Beirlant, Y. Goegebeur, J. Segers, and J. Teugels, *Statistics of Extremes: Theory and Applications*. Chichester: John Wiley & Sons, 2004.
- [25] Kementerian PPN/Bappenas, *Pedoman Teknis Penyusunan Rencana Pembangunan Jangka Menengah Daerah (RPJMD)*. Jakarta: Kementerian Perencanaan Pembangunan Nasional, 2020.