

Pemodelan kerugian finansial pada gempa bumi megathrust Sulawesi Utara berdasarkan ukuran risiko *expected shortfall*

(Modeling of financial losses in the North Sulawesi megathrust earthquake based on expected shortfall risk measurement)

Riski Ananda Putra Lengkas, Azizah*

Departemen Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Malang, Kota Malang, Jawa Timur, Indonesia

*Corresponding author: azizah.fmipa@um.ac.id

Received: 13-07-2025, accepted: 22-09-2025

Abstract

Indonesia is one of the largest countries and is also the largest archipelagic country. Indonesia is also surrounded by large plates that cause earthquakes to occur very often. Earthquakes that occur cause financial losses that impact an area. This study aims to model the risk of financial losses due to the megathrust earthquake in North Sulawesi using the Earthquake Catastrophe (CAT) Model which has 4 modules consisting of hazard, inventory, vulnerability, and loss modules. This CAT Model allows structured analysis to identify potential losses with the help of the Expected Shortfall (ES) risk measure. The result of this study indicate that 95th and 99th percentiles have large values, namely IDR 1,07 trillion and IDR 3,21 trillion. This finding indicates that the potential for extreme losses due to earthquakes in North Sulawesi is quite high, so risk mitigation is needed. Therefore, insurance companies need to allocate adequate reserves based on the expected shortfall risk measure and implement effective risk mitigation strategies.

Keywords: CAT model, mega thrust earthquake, risk mitigation, expected shortfall

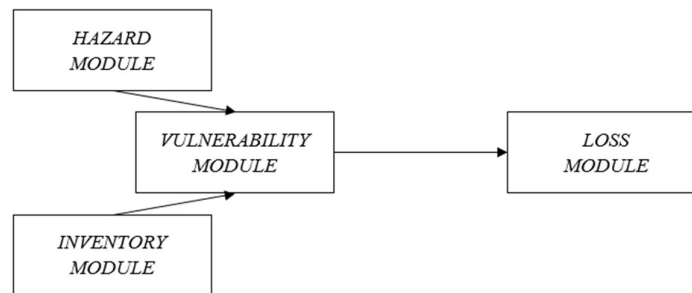
MSC2020: 91G05

1. Pendahuluan

Indonesia adalah negara kepulauan terbesar yang terdiri dari 17.504 pulau. Indonesia juga dikelilingi oleh pertemuan 4 lempeng utama, yaitu Lempeng Eurasia, Lempeng Indo-Australia, Lempeng Laut Filipina, dan Lempeng Pasifik. Hal ini menyebabkan Indonesia rentan terhadap risiko bencana alam gempa bumi. Gempa bumi menyebabkan jatuhnya korban jiwa, kerusakan infrastruktur serta kerugian finansial lainnya. Pada tahun 2004 terjadi gempa bumi dan tsunami di Aceh dengan kekuatan mencapai 9,1 *moment magnitude* yang menyebabkan kerugian hingga Rp41,4 triliun. Gempa bumi dengan skala besar lainnya terjadi di Yogyakarta dengan kekuatan 6,3 *moment magnitude* pada tahun 2006 yang mengakibatkan kerugian mencapai Rp29,1 triliun [1].

Selama ini, pemerintah telah melakukan upaya mitigasi dan pendanaan untuk mengatasi kerugian akibat gempa bumi. Namun, berdasarkan Rencana Nasional Penanggulangan Bencana Nasional 2015-2019, alokasi dana siap pakai untuk penanggulangan bencana dalam Anggaran Pendapatan dan Belanja Daerah (APBD) hanya mencapai 0,1%. Setiap tahun, pemerintah menyiapkan dana cadangan bencana rata-rata sebesar Rp3,1 triliun [2]. Sementara itu, besarnya kerugian dan pendanaan yang berkurang akibat bencana pada rentang 2004-2013 mencapai Rp126,7 triliun. Hal ini menandakan adanya kesenjangan antara besarnya dana yang tersedia dengan besarnya dana yang digunakan. Oleh karena itu, diperlukan adanya kerangka pembiayaan risiko bencana yang inovatif untuk mengurangi kerugian yang dialami oleh pemerintah Indonesia.

Salah satu bentuk kerangka pembiayaan risiko bencana inovatif adalah melalui pemanfaatan instrumen perlindungan finansial yang dapat menyalurkan sebagian risiko ekonomi kepada pihak ketiga. Menurut [3], beban kerugian ekonomi dapat dikurangi melalui beberapa instrumen perlindungan finansial berbeda yang dapat menyalurkan sebagian risiko finansial ke perusahaan asuransi atau pasar modal. Salah satu model pembiayaan yang dilakukan adalah dengan menyediakan instrumen pembiayaan bencana alam yang dikenal dengan *Catastrophe Bond (Cat Bond)*. *Cat Bond* digunakan untuk mengelola risiko akibat kerugian dari bencana alam sehingga dapat meminimalkan dampak risiko akibat kerugian bencana di suatu negara serta mempercepat proses pemulihan pascabencana [4][5]. Skema yang digunakan pada penerbitan *Cat Bond* melibatkan pemerintah, investor, pengawas atau penjamin, dan *Special Purpose Vehicle (SPV)* serta memerlukan perhitungan ukuran risiko dari bencana yang mungkin terjadi [6]. Ukuran risiko diestimasi dari pemodelan dan valuasi risiko gempa bumi yang kemudian digunakan sebagai dasar perhitungan premi risiko.



Gambar 1. Hubungan modul-modul pada CAT Model

Dalam pemodelan risiko gempa bumi, dibutuhkan *Earthquake Catastrophe (CAT) Model* yang memiliki 4 modul, yakni modul *hazard*, *inventory*, *vulnerability*, dan *loss* yang dapat diilustrasikan pada Gambar 1 [7]. Modul-modul dalam *CAT Model* memuat berbagai informasi penting yang saling berkaitan [8]. Modul *hazard* memuat karakteristik dari bencana alam yang dianalisis seperti koordinat *epicentre*, kedalaman sumber gempa bumi, serta *moment magnitude* dari gempa bumi tersebut. Modul *inventory* menyimpan informasi mengenai karakteristik dari risiko-risiko yang diasuransikan (*exposure*) yang

terdampak gempa bumi tektonik seperti *latitude*, *longitude*, alamat, taksonomi, serta jenis bangunan. Lebih lanjut, modul *vulnerability* dibangun untuk menghitung kerugian finansial pada suatu *exposure* terdampak. Modul terakhir, yaitu modul *loss* digunakan untuk mengestimasi kerugian finansial yang dialami oleh *exposure* terdampak gempa bumi. Pada modul ini, ELT dikonstruksi dengan memodelkan *moment magnitude* dari suatu gempa bumi. *Moment magnitude* tersebut dapat dimanfaatkan sebagai indikator untuk memicu pembayaran *Cat Bond* berdasarkan data historis gempa bumi [9]. Output dari modul-modul tersebut kemudian dijadikan dasar untuk mengonstruksi *Event Loss Table* (ELT) serta menghitung premi risiko dan cadangan klaim. Proses konstruksi ELT dapat dilakukan menggunakan *collective risk model*, kemudian dilanjutkan dengan penerapan simulasi Monte-Carlo untuk membangkitkan multiskenario risiko kerugian finansial akibat gempa bumi pada ELT [10].

Penelitian oleh [11] memodelkan harga *Earthquake Bond* (EB) dengan menggunakan intensitas kejadian yang tidak konstan dan kekuatan maksimum gempa ekstrem. Namun, model tersebut belum mencerminkan kerugian secara finansial. Sementara itu, penelitian oleh [12] menunjukkan bahwa *Expected Shortfall* (ES) memberikan estimasi risiko lebih besar dibandingkan *Value at Risk* (VaR), sehingga dinilai lebih efektif dalam menggambarkan kerugian finansial. Oleh karena itu, penelitian ini memodelkan risiko gempa bumi menggunakan *CAT Model* untuk mendapatkan analisis secara terstruktur dalam mengidentifikasi potensi kerugian, serta mengestimasi ukuran risiko menggunakan ES dan mendukung implementasi yang lebih efektif dalam penentuan premi risiko. Pemodelan diterapkan pada data gempa dari zona subduksi *megathrust* Sulawesi Utara (M15). Berdasarkan [13], Pulau Sulawesi memiliki tatanan tektonik yang kompleks dengan struktur aktif yang sering memicu gempa bumi tektonik. Hal ini menjadi faktor utama pemilihan data pada lokasi ini.

2. Metodologi

Menurut [13], gempa bumi tektonik dapat dikelompokkan berdasarkan sumbernya menjadi tiga jenis, yaitu *shallow crustal*, *megathrust*, dan *benioff*. Pada penelitian ini, digunakan data gempa bumi tektonik yang hanya berasal dari *megathrust*. *Megathrust* yang diamati merupakan *megathrust* Sulawesi Utara yang diperoleh dari situs web *United States Geological Survey* (USGS). USGS merupakan lembaga ilmiah pemerintah Amerika Serikat yang menyediakan katalog gempa bumi historis. Katalog gempa bumi historis pada situs ini dapat diakses dengan mudah dan menyediakan informasi yang rinci mencakup parameter seperti lokasi geografis, magnitudo, serta waktu kejadian gempa bumi.

Tahap pertama pengembangan *CAT Model* adalah konstruksi modul *hazard*. Pada tahap ini, data gempa bumi yang diperoleh dari USGS diproses menggunakan *software* QGIS untuk mengelompokkan gempa bumi yang berada di zona subduksi *Megathrust* Sulawesi Utara (M15). Data yang dianalisis merupakan data gempa bumi yang terjadi pada rentang

tahun 1975 hingga 2024 dengan total 11.579 kejadian. Selanjutnya, diterapkan algoritma Gardner-Knopoff untuk memisahkan gempa utama (*mainshock*) dari gempa pendahuluan (*foreshock*) dan gempa susulan (*aftershock*). Algoritma Gardner-Knopoff merupakan metode *declustering* yang dapat mendeteksi satu rangkaian gempa [14]. Algoritma yang biasa dikenal dengan *window declustering* ini, memiliki pendekatan yang mengasumsikan bahwa seismisitas dalam setiap jendela waktu (*time window*) mengikuti proses Poisson, di mana terjadinya gempa bumi diatur oleh parameter laju yang konstan [15]. Berikut adalah algoritma Gardner Knopoff.

1. Misalkan M_i , dimana $i = 1, 2, 3, \dots, n$ menyatakan magnitudo gempa bumi ke- i dengan $M_1 \geq M_2 \geq \dots \geq M_n$.
2. Ditentukan nilai $T(M_i)$ yaitu batas interval waktu (hari) antar kejadian dua gempa bumi dengan *moment magnitude* M_i , serta $L(M_i)$ yang merupakan batas jarak gempa bumi (km) dengan *moment magnitude* M_i . Nilai $T(M_i)$ dan $L(M_i)$ dihitung pada Persamaan (1) dan (2) berikut.

$$T(M_i) = \begin{cases} 10^{0,0320 M_i + 2,7389}, & M_i \geq 6,5 \\ 10^{0,5409 M_i - 0,5470}, & M_i < 6,5 \end{cases} \quad (1)$$

$$L(M_i) = 10^{0,1238 M_i + 0,9830} \quad (2)$$

3. Gempa bumi ke- $i + k$, dengan $k = 1, 2, \dots, n - i$, bukan merupakan gempa bumi *mainshock* jika:
 - a) Beda waktu dengan kejadian antara gempa bumi ke- i dengan gempa bumi ke- $i + k < T(M_i)$.
 - b) Jarak kejadian antara gempa bumi ke- i dengan gempa bumi ke- $i + k < L(M_i)$.
4. Semua langkah 1, 2, dan 3 diulang untuk semua nilai $i = 1, 2, 3, \dots, n$.

Setelah dilakukan proses *declustering*, diperoleh data gempa utama (*mainshock*) yang memiliki satuan *moment magnitude* (M_w) untuk kemudian dimodelkan dengan *Generalized Pareto Distribution* (GPD). Pemilihan distribusi ini didasarkan pada hukum Gutenberg-Richter, yang menjelaskan hubungan antara frekuensi dan *moment magnitude* suatu gempa bumi di wilayah geografis tertentu. Misalkan $N(m)$ merupakan jumlah gempa bumi dengan magnitudo lebih besar atau sama dengan m , serta a dan b merupakan parameter yang mengindikasikan karakteristik seismik suatu wilayah, maka hukum Gutenberg-Richter yang digunakan mengikuti Persamaan (3) berikut.

$$\ln N(m) = a - bm \quad (3)$$

Selanjutnya, *moment magnitude* gempa bumi utama (*mainshock*) dapat dimodelkan menggunakan distribusi peluang GPD [16]. Dalam penggunaannya, GPD memiliki tiga parameter, yaitu parameter *shape* (ξ), *scale* (σ), dan *threshold* (u). Menurut [17], *probability density function* (pdf) dari GPD ditampilkan pada Persamaan (4) berikut.

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma} \left(1 + \frac{\xi}{\sigma} (x - u) \right)^{-1 - \frac{1}{\xi}}, & \xi \neq 0 \text{ dan } \sigma > 0 \\ \frac{1}{\sigma} \exp \left(-\frac{1}{\sigma} (x - u) \right), & \xi = 0 \text{ dan } \sigma > 0 \end{cases} \quad (4)$$

dengan $x \geq u$ untuk $\xi \geq 0$ atau $u \leq x \leq u - \frac{\sigma}{\xi}$ untuk $\xi < 0$.

Dalam pemodelan distribusi GPD, estimasi parameter dilakukan menggunakan dua metode, yaitu metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan analisis *Mean Residual Life* (MRL) *Plot*. MLE digunakan untuk menaksir parameter *shape* (ξ) dan *scale* (σ), sedangkan analisis MRL *Plot* diterapkan untuk menaksir parameter threshold (u). Selanjutnya, dilakukan uji kecocokan model GPD menggunakan uji Cramér-von Mises. Penggunaan uji ini dipilih karena distribusi GPD merupakan salah satu distribusi yang dikategorikan sebagai distribusi dengan ekor tebal [18]. Statistik uji Cramér-von Mises ditampilkan pada Persamaan (5) berikut [19].

$$T = \sum_{i=1}^n \left(F(x_{(i)}) - \frac{2i-1}{2n} \right)^2 + \frac{1}{12n} \quad (5)$$

dengan $x_{(i)}$ adalah observasi terurut dan $F(x_{(i)})$ adalah *cumulative distribution function*.

Tahap selanjutnya yaitu pengembangan modul *inventory* untuk menentukan *exposure* yang terdampak gempa bumi tektonik. Pada tahap ini diperlukan data residensial Kota Buol sebagai bahan pengamatan. Data residensial yang diperoleh kemudian digunakan untuk menaksir tingkat guncangan tanah akibat gempa bumi berdasarkan magnitudo, jarak dari sumber ke lokasi pengamatan, dan kondisi gempa tertentu dengan menggunakan fungsi atenuasi atau dikenal sebagai *Ground Motion Prediction Equation* (GMPE) [13]. Fungsi atenuasi yang digunakan pada penelitian ini adalah fungsi atenuasi BC Hydro [20]. Taksiran yang diperoleh dari fungsi atenuasi akan menghasilkan nilai *Spectral Acceleration* (SA) yang akan digunakan pada modul *vulnerability*.

Pada modul *vulnerability*, digunakan kurva kerentanan (*vulnerability curve*) yang menunjukkan plot antara persentase kerugian (*loss ratio*) akibat gempa bumi yang dialami oleh suatu bangunan terhadap nilai SA [10]. Penelitian ini menggunakan kurva kerentanan yang dikembangkan oleh Martins dan Silva dari *OpenQuake Platform* [21]. Berdasarkan plot kurva kerentanan, diperoleh total kerugian finansial yang menjadi dasar pengembangan modul *loss* untuk membangun ELT.

ELT dalam penelitian ini dibangun menggunakan *collective risk model*. Misalkan N_i menyatakan frekuensi gempa bumi ke- i , X_{ij} menyatakan kerugian finansial ke- j akibat gempa bumi ke- i , serta S_i merupakan *aggregate loss* akibat gempa bumi ke- i , maka *collective risk model* mengikuti Persamaan (6) berikut [10].

$$S_i = X_{i1} + X_{i2} + \dots + X_{iN_i} = \sum_{j=1}^{N_i} X_{ij} \quad (6)$$

dengan asumsi bahwa N_i dan X_{ij} saling bebas serta $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iN_i}$ saling bebas dan berdistribusi identik (iid).

Setelah *collective risk model* digunakan untuk mengonstruksi ELT, simulasi Monte-Carlo dilakukan untuk membangkitkan 1.000 data total *aggregate loss* yang selanjutnya diasumsikan berdistribusi *Bernoulli-Lognormal Two-Part Model* dan dinotasikan sebagai S . *Probability density function* dari S ditampilkan pada Persamaan (7) berikut [10].

$$f(s; \theta, \mu, \sigma^2) = \theta \times 1_{s=0} + (1 - \theta) \times f_{LN}(s; \mu, \sigma^2) \times 1_{s>0} \quad (7)$$

dengan

$$F_{LN}(s; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \left(\frac{1}{s} \right) \exp \left(-\frac{(\ln(s) - \mu)^2}{2\sigma^2} \right), s > 0, \mu \in R, \sigma^2 > 0$$

$$E_{LN}[S] = \exp \left(\mu + \frac{\sigma^2}{2} \right)$$

$$Var_{LN}(S) = [\exp(\sigma^2) - 1] \exp(2\mu + \sigma^2)$$

Setelah distribusi total *aggregate loss* ditentukan berdasarkan *Average Recurrence Interval* (ARI) yang ditetapkan, yaitu 250 tahun, maka ukuran risiko digunakan untuk mengestimasi potensi kerugian finansial. Ukuran risiko adalah suatu fungsi yang mengubah distribusi dari kerugian menjadi suatu nilai yang menggambarkan risiko [22]. Ukuran risiko yang koheren memiliki sifat-sifat subaditif, kemonoton, kehomogenan positif, serta invarian terhadap translasi. *Value at Risk* (VaR) dan *Expected Shortfall* (ES) merupakan contoh ukuran risiko yang digunakan oleh perusahaan asuransi untuk menghitung premi risiko. Akan tetapi, VaR merupakan ukuran risiko yang tidak koheren karena tidak memenuhi sifat subaditif [22]. Oleh karena itu, dalam penelitian ini digunakan ES sebagai ukuran risiko dari total kerugian akibat bencana gempa bumi.

Expected Shortfall (ES) atau dikenal sebagai *Tailed-Value at Risk* (TVaR) merupakan ukuran risiko yang menghitung rata-rata kerugian yang melebihi tingkat VaR [23]. Rumus VaR dan ES ditampilkan pada Persamaan (8) dan (9) berikut [22].

$$Pr(S > VaR_p(S)) = 1 - p \quad (8)$$

$$ES_p(S) = E(S | S > VaR_p(S)) = \frac{\int_{VaR_p(S)}^{\infty} s f(s) ds}{1 - F(VaR_p(S))} \quad (9)$$

dengan S menyatakan variabel acak kerugian dan p menyatakan persentil.

Berdasarkan Persamaan (9), ES menghitung rata-rata kerugian yang akan dialami bersyarat kerugian yang melebihi VaR pada persentil 100% p . Pada tahap akhir, dilakukan uji sensitivitas untuk melihat pengaruh parameter terhadap hasil ES. Uji ini dilakukan dengan mengubah parameter yang relevan pada intensitas kerugian dan mensimulasikannya menggunakan Monte-Carlo [24]. Pada setiap kondisi, dibangkitkan 1.000 data total *aggregate loss* yang diasumsikan berdistribusi *Bernoulli-Lognormal Two-Part Model* dengan total 10 kondisi, sehingga hasil simulasi dapat menunjukkan tingkat sensitivitas serta kestabilan parameter yang diperoleh.

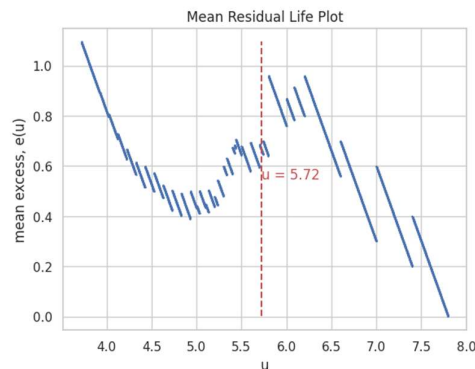
3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan tahap awal pengolahan data, konstruksi modul *hazard* menunjukkan sebanyak 761 gempa terjadi di zona M15 pada periode 1975-2024. Algoritma *window declustering* oleh Gardner-Knopoff diterapkan pada data gempa tersebut untuk memisahkan gempa *mainshock*, *foreshock*, dan *aftershock*. Hasil *declustering* menunjukkan sebanyak 250 gempa diidentifikasi sebagai gempa *mainshock* yang kemudian dimodelkan dengan GPD mengikuti Persamaan (4). Estimasi parameter GPD dihitung menggunakan MLE dan MRL *plot* dengan hasil pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Taksiran parameter

Taksiran parameter <i>Generalized Pareto Distribution</i>	
<i>Shape</i> (ξ)	0,05336
<i>Scale</i> (σ)	0,63178
<i>Threshold</i> (u)	5,72000

Pada penelitian ini, digunakan nilai parameter *threshold* (u) sebesar 5,72 karena pada MRL *plot* terlihat bahwa *mean excess* menunjukkan nilai yang cukup linear untuk $u > 5,72$ dan terdapat cukup banyak data untuk keperluan analisis lebih lanjut. Gambar 2 berikut menunjukkan MRL *plot* untuk gempa yang terjadi di zona M15.



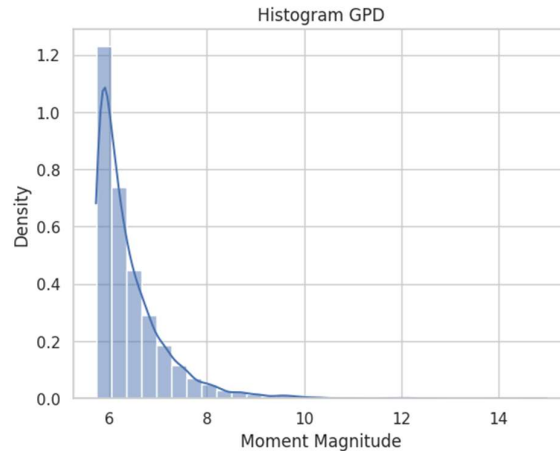
Gambar 2. MRL *plot* gempa *mainshock* zona M15

Selanjutnya, dilakukan uji kecocokan model GPD menggunakan uji Cramér-von Mises dengan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Tabel 2 berikut menampilkan hasil uji kecocokan model menggunakan uji Cramér-von Mises yang diperoleh dari Persamaan (5).

Tabel 2. Uji kecocokan model

Uji Cramér-von Mises	
Statistik uji	0,1238
<i>P-value</i>	0,4858

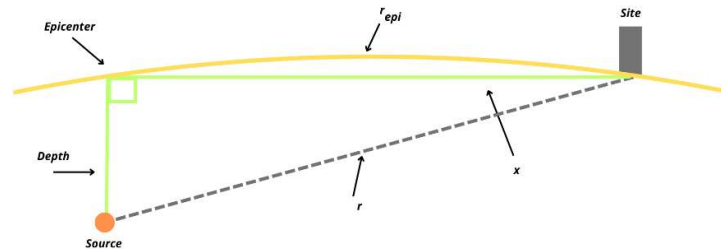
Pada Tabel 2, terlihat bahwa *P-value* menunjukkan nilai yang melebihi taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, sehingga dapat disimpulkan bahwa data yang dimiliki berdistribusi *Generalized Pareto* dengan tingkat kepercayaan 95%. Histogram dari distribusi *Generalized Pareto* dengan parameter hasil taksiran ditampilkan pada Gambar 3 berikut.



Gambar 3. Histogram distribusi *Generalized Pareto*

Langkah selanjutnya, yaitu mengembangkan modul inventory. Pada konstruksi modul inventory, dilakukan simulasi Monte-Carlo dengan membangkitkan 1.000 data moment magnitude dari gempa mainshock yang diasumsikan mengikuti distribusi GPD. Pada proses simulasi ini, dibangkitkan himpunan kejadian stokastik sebanyak 250.000 kejadian yang menunjukkan data gempa mainshock. Pada tahap selanjutnya, diperlukan exposure sebagai acuan estimasi besar kerugian. Exposure pada penelitian ini adalah seluruh bangunan residensial Kota Buol yang diasumsikan berlokasi pada Kantor Bupati Buol. Data residensial meliputi longitude, latitude, serta taksonomi dari bangunan yang dipengaruhi oleh gempa berdasarkan nilai kecepatan gelombang seismik geser rata-rata dari permukaan sampai kedalaman 30 meter (vs30).

Berdasarkan acuan lokasi bangunan Kantor Bupati Buol dengan longitude 121,413; serta latitude 1,16805; diperoleh jarak dari lokasi acuan dengan sumber gempa. Jarak yang dihitung memiliki dua jenis, yaitu jarak surface yang dinotasikan dengan variabel r_{epi} dan jarak rupture yang dinyatakan sebagai variabel r . Ilustrasi dari kedua jarak ini ditampilkan pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Ilustrasi jarak

Pada ilustrasi Gambar 4, diketahui titik koordinat (*longitude, latitude*) dari sumber gempa (*source*) dan bangunan (*site*), yang selanjutnya digunakan untuk menghitung jarak antara keduanya dengan menyesuaikan kondisi residensial Kota Buol. Hasil perhitungan antara kedua jarak tersebut ditampilkan pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Jarak *surface* dan *rupture*

No	Surface	Rupture
1	160,54	162,58
2	76,24	81,93
3	108,68	113,58
⋮	⋮	⋮
250	60,04	484,83

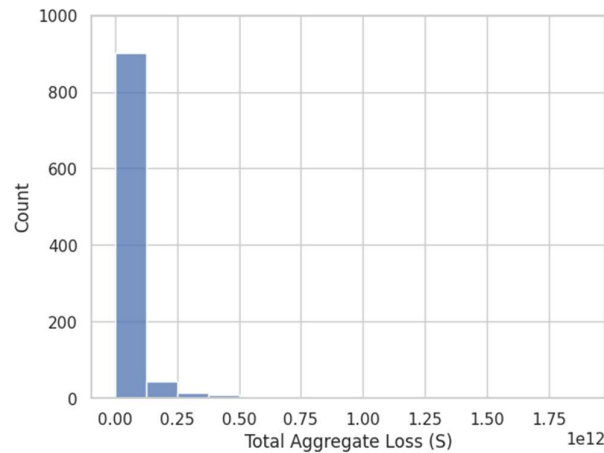
Hasil perhitungan pada Tabel 3 digunakan untuk pengembangan modul *vulnerability*. Pada modul ini dihasilkan total kerugian finansial yang mungkin ditimbulkan akibat kerusakan bangunan berdasarkan nilai *Spectral Acceleration*. Statistik deskriptif dari total kerugian finansial ditampilkan pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Statistik deskriptif total kerugian finansial

	Gempa ke-1	...	Gempa ke-22	...
Count	1000	...	1000	...
Mean	8.909.540.589,87	...	33.169.629,83	...
Std	46.833.941.209,03	...	228.034.495,08	...
Min	9.867.483,62	...	1.636.231,97	...
25%	13.094.118,44	...	2.223.616,16	...
50%	19.771.330,34	...	3.427.776,25	...
75%	56.048.636,01	...	6.869.227,57	...
Max	647.923.062.813,67	...	4.094.842.197,54	...
	Gempa ke-154	...	Gempa ke-250	...
Count	1000	...	1000	...
Mean	642.654.062.445,07	...	1.220.990.810,87	...
Std	544.984.853.383,17	...	15.298.792.470,96	...
Min	144.522.261.802	...	3.663.297,98	...
25%	233.441.397.260,41	...	5.002.201,41	...
50%	399.976.594.255,85	...	7.111.162,81	...
75%	914.761.050.517,09	...	15.412.813,86	...
Max	2.063.671.220.653,52	...	429.143.404.386,96	...

Berdasarkan Tabel 4, rata-rata kerugian finansial terbesar terjadi pada sumber gempa ke-154 dengan nilai sekitar Rp642 miliar, dan yang terkecil yaitu pada sumber gempa ke-22 dengan nilai sekitar Rp33 juta. Nilai tersebut menunjukkan bahwa besar kecilnya kerugian yang ditimbulkan oleh masing-masing sumber gempa bervariasi secara signifikan.

Selanjutnya, total kerugian finansial dari 250 gempa *megathrust* zona M15 pada Tabel 4 dapat digunakan untuk konstruksi ELT pada modul *loss*. Simulasi Monte-Carlo digunakan membangkitkan 1.000 data total *aggregate loss*. Histogram hasil simulasi data total *aggregate loss* ditampilkan pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. Histogram hasil simulasi data total *aggregate loss*

Selanjutnya, hasil simulasi tersebut diasumsikan berdistribusi *Bernoulli-Lognormal Two-Part Model* dan nilai parameter distribusi tersebut diestimasi menggunakan MLE. Untuk menguji kecocokan distribusi, dilakukan uji kecocokan model menggunakan uji Cramér-von Mises. Hasil estimasi parameter dan *P-value* uji Cramér-von Mises ditampilkan pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Taksiran parameter dan *p-value* uji Cramér-von mises

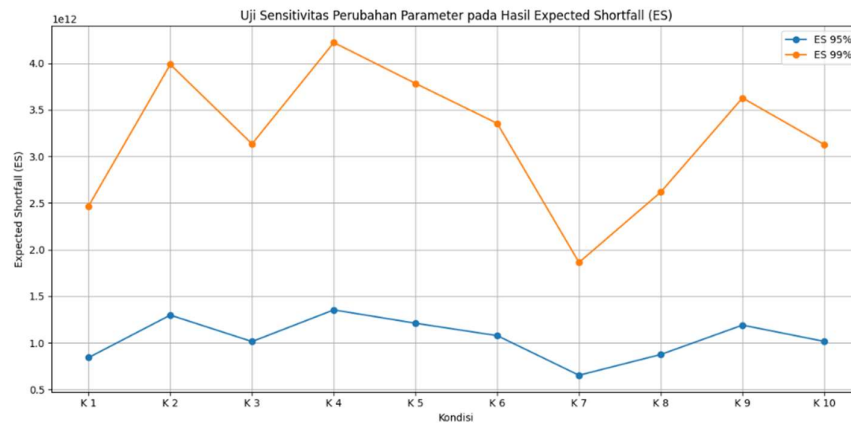
Taksiran parameter distribusi <i>Bernoulli-Lognormal Two-Part Model</i>	
<i>Theta</i> ($\hat{\theta}$)	0,565
<i>Shape</i> ($\hat{\mu}$)	1,856
<i>Scale</i> ($\hat{\sigma}^2$)	29678891986,106
<i>P-value</i>	0,999

Dengan *P-value* pada Tabel 5, dapat disimpulkan bahwa data total *aggregate loss* telah mendapat cukup bukti bahwa telah berdistribusi *Bernoulli-Lognormal Two-Part Model*. Selanjutnya, parameter yang telah diestimasi tersebut digunakan untuk mengestimasi ukuran risiko ES, di mana ukuran ini menunjukkan estimasi rata-rata kerugian diatas VaR apabila terjadi gempa dengan ARI dan threshold yang ditentukan sebelumnya di zona M15. Berdasarkan Persamaan (9), ukuran risiko ES yang diperoleh pada persentil ke 95 dan 99 untuk ARI 250 tahun ditampilkan pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Ukuran risiko ES untuk ARI 250 tahun

Persentil	<i>Expected Shortfall</i>
95	Rp1.075.407.605.974,90
99	Rp3.213.055.463.294,77

Berdasarkan Tabel 6, nilai ES pada persentil ke-95 adalah sebesar Rp1,07 triliun dan persentil ke-99 sebesar Rp3,21 triliun. Nilai tersebut menunjukkan rata-rata kerugian melebihi tingkat VaR masing-masing sebesar Rp1,07 triliun dan Rp3,21 triliun dengan *Average Return Interval* (ARI) 250 tahun untuk gempa dengan *threshold* 5,72. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat peluang sebesar 5% untuk terjadinya kondisi terburuk dengan rata-rata kerugian melebihi tingkat VaR sebesar Rp1,07 triliun di zona subduksi *megathrust* Sulawesi Utara (M15), dan peluang sebesar 1% untuk rata-rata kerugian melebihi tingkat VaR sebesar Rp3,21 triliun. Selain itu, informasi pada Tabel 6 menunjukkan bahwa semakin besar persentil, maka semakin tinggi rata-rata kerugian yang mungkin terjadi akibat bencana gempa bumi. Hal ini sejalan dengan regulasi Otoritas Jasa Keuangan melalui SEOJK No 27/2017 tentang Pedoman Cadangan Teknis mewajibkan perusahaan asuransi dan reasuransi menggunakan estimasi risiko terbaik dengan tingkat kepercayaan minimal 75% dalam pembentukan cadangan teknis. Berdasarkan hal tersebut, penggunaan ukuran risiko ES menjadi relevan karena memenuhi salah satu sifat yang koheren yaitu subaditif. Pada tahap akhir, dilakukan uji sensitivitas dengan mengubah parameter yang relevan pada distribusi *Bernoulli-Lognormal Two-Part Model* menggunakan simulasi Monte-Carlo yang disajikan pada Gambar 6 berikut.



Gambar 6. Uji sensitivitas

Pada Gambar 6, terlihat bahwa meskipun terjadi variasi parameter, nilai ES pada tingkat kepercayaan 95% tetap stabil pada kisaran Rp0,6-1,3 triliun, dengan kenaikan tertinggi pada kondisi K4 serta penurunannya pada K7. Sementara itu, nilai ES pada tingkat kepercayaan 99% lebih bervariasi berkisar antara Rp1,8-4,2 triliun, dengan kenaikan tertinggi pada kondisi K4 dan terendah pada K7. Pola ini menunjukkan bahwa perubahan parameter tidak mengubah kecenderungan utama, yaitu semakin tinggi tingkat kepercayaan maka semakin besar nilai ES. Dengan demikian, rata-rata kerugian yang

diperoleh melalui estimasi ES dapat menjadi acuan penting bagi perusahaan asuransi maupun reasuransi dalam merancang strategi mitigasi risiko, khususnya dalam penentuan premi risiko yang memadai untuk menghadapi potensi kerugian ekstrem.

4. Kesimpulan

Pemodelan risiko gempa bumi dengan *Earthquake Catastrophe (CAT) Model* dapat dilakukan melalui empat modul, yaitu modul *hazard*, *inventory*, *vulnerability*, dan *loss*. Dengan keempat modul ini, potensi kerugian finansial di zona subduksi *megathrust* Sulawesi Utara (M15) dapat diestimasi. Model ini memungkinkan konstruksi *Event Loss Table (ELT)* yang dibangun berdasarkan *collective risk model* dan dilanjutkan dengan simulasi Monte-Carlo sebagai penentuan distribusi total *aggregate loss*.

Pada penelitian ini, distribusi total *aggregate loss* akibat gempa bumi diestimasi menggunakan *Bernoulli-Lognormal Two-Part Model*. Pendekatan ini memungkinkan penentuan ukuran risiko menggunakan *Expected Shortfall (ES)* untuk zona M15, dengan *Average Return Interval (ARI)* 250 tahun dan gempa dengan *threshold*, sebesar 5,72 pada persentil ke-95 sebesar Rp1,07 triliun dan persentil ke-99 sebesar Rp3,21 triliun. Dengan adanya penelitian ini, pemerintah dapat mengambil tindakan yang lebih efektif dalam perencanaan mitigasi, alokasi dana cadangan bencana, serta penyusunan kebijakan penanggulangan risiko akibat gempa bumi, khususnya di wilayah zona subduksi *megathrust* M15. Bagi perusahaan asuransi, hasil ini menunjukkan bahwa perusahaan asuransi perlu menyediakan cadangan dana sebesar Rp1,07 triliun jika menggunakan persentil ke-95 atau Rp3,21 triliun jika menggunakan persentil ke-99. Penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengembangkan model guna mendukung pengambilan keputusan dalam manajemen risiko bencana, seperti penentuan premi risiko, estimasi cadangan klaim, serta perencanaan sistem asuransi bencana yang lebih efektif.

Daftar Pustaka

- [1] E. A. Ash-Shidiqqi, "Alternatif Strategi Pembiayaan Asuransi Bencana Alam di Indonesia," *Journal of Governance and Policy Innovation*, vol. 1, no. 2, hlm. 14–22, Okt 2021. [\[CrossRef\]](#)
- [2] Kristiyanto, V. K. J. Wicaksono, Risnandar, D. Y. Bangun, E. Oktavianus, dan S. A. Muti, *Strategi Pembiayaan dan Asuransi Risiko Bencana*. Badan Kebijakan Fiskal, 2018. [\[CrossRef\]](#)
- [3] H. K. Mistry dan D. Lombardi, "Pricing risk-based catastrophe bonds for earthquakes at an urban scale," *Sci Rep*, vol. 12, no. 1, Des 2022. [\[CrossRef\]](#)
- [4] A. Braun, "Pricing in the Primary Market for Cat Bonds: New Empirical Evidence," *Journal of Risk and Insurance*, vol. 83, no. 4, hlm. 811–847, Des 2016. [\[CrossRef\]](#)

- [5] Sukono *dkk.*, “Modeling Multiple-Event Catastrophe Bond Prices Involving the Trigger Event Correlation, Interest, and Inflation Rates,” *Mathematics*, vol. 10, no. 24, Des 2022. [\[CrossRef\]](#)
- [6] A. Arham dan A. Firmansyah, “Catastrophe Bond Sebagai Instrumen Pembiayaan Pemerintah dalam Penanggulangan Bencana Alam di Indonesia,” *Jurnal Perbendaharaan, Keuangan Negara dan Kebijakan Publik*, vol. 4, no. 4, hlm. 339–349, 2019. [\[CrossRef\]](#)
- [7] A. Mignan, “Categorizing and Harmonizing Natural, Technological, and Socio-Economic Perils Following the Catastrophe Modeling Paradigm,” 1 Oktober 2022, *MDPI*. [\[CrossRef\]](#)
- [8] J. P. Pinelli *dkk.*, “Uncertainty Reduction Through Data Management in the Development, Validation, Calibration, and Operation of a Hurricane Vulnerability Model,” *International Journal of Disaster Risk Science*, vol. 11, no. 6, hlm. 790–806, Des 2020. [\[CrossRef\]](#)
- [9] D. R. Tampubolon dan R. Raissa, “The Moment Magnitude of an Earthquake as a Parametric Trigger for a Catastrophe Bond: The Megathrust Mid 2 Sumatera, Indonesia, as a Case Study,” *GRIR 2020 International Conference*, 2020, Diakses: 17 Januari 2025. [Daring]. [\[CrossRef\]](#)
- [10] D. R. Tampubolon, R. Pratama, dan A. Y. Gunawan, “Modeling the risk of financial losses due to tectonic earthquakes: Case study on damages to school buildings in a region in Indonesia,” *AIP Conf Proc*, vol. 2774, no. 1, hlm. 060001, Agu 2024. [\[CrossRef\]](#)
- [11] R. A. Ibrahim, Sukono, H. Napitupulu, dan R. I. Ibrahim, “Earthquake Bond Pricing Model Involving the Inconstant Event Intensity and Maximum Strength,” *Mathematics*, vol. 12, no. 6, Mar 2024. [\[CrossRef\]](#)
- [12] I. Nugrahaeni, H. Perdana, dan N. Satyahadewi, “Perbandingan Value at Risk dan Expected Shortfall pada Portofolio Optimal menggunakan Metode Downside Deviation,” *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 6, no. 2, hlm. 176–181, Agu 2024. [\[CrossRef\]](#)
- [13] M. Irsyam *dkk.*, *Peta sumber dan bahaya gempa Indonesia tahun 2017*. Kabupaten Bandung: Pusat Penelitian dan Pengembangan Perumahan dan Permukiman, Badan Penelitian dan Pengembangan, Kementerian Pekerjaan Umum dan Perumahan Rakyat, 2017. [\[CrossRef\]](#)
- [14] Juellayan, B. Setiawan, M. Hasan, H. Yunita, M. Sungkar, dan T. Saidi, “Comparing Gardner-Knopoff, Gruenthal, and Uhrhammer Earthquake Declustering Methods in Aceh, Indonesia,” dalam *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Institute of Physics, 2023. [\[CrossRef\]](#)
- [15] J. K. Gardner dan L. Knopoff, “Is the Sequence of Earthquakes in Southern California, with aftershocks removed, Poissonian?,” *Bulletin of the Seismological*

- Society of America*, vol. 64, no. 5, hlm. 1363–1367, Okt 1974. [\[CrossRef\]](#)
- [16] C. H. Wang dan J. D. Holmes, “Exceedance rate, exceedance probability, and the duality of GEV and GPD for extreme hazard analysis,” *Natural Hazards*, vol. 102, no. 3, hlm. 1305–1321, Jul 2020. [\[CrossRef\]](#)
 - [17] G. D. Zhou, T. H. Yi, B. Chen, dan H. Zhang, “A generalized Pareto distribution-based extreme value model of thermal gradients in a long-span bridge combining parameter updating,” *Advances in Structural Engineering*, vol. 20, no. 2, hlm. 202–213, Feb 2017 [\[CrossRef\]](#) .
 - [18] M. Zhang dan H. Pan, “Application of generalized Pareto distribution for modeling aleatory variability of ground motion,” *Natural Hazards*, vol. 108, no. 3, hlm. 2971–2989, Sep 2021. [\[CrossRef\]](#)
 - [19] L. Baringhaus dan N. Henze, “Cramér–von Mises distance: probabilistic interpretation, confidence intervals, and neighbourhood-of-model validation,” *J Nonparametr Stat*, vol. 29, no. 2, hlm. 167–188, Apr 2017. [\[CrossRef\]](#)
 - [20] N. Abrahamson, N. Gregor, dan K. Addo, “BC Hydro Ground Motion Prediction Equations for Subduction Earthquakes,” *Earthquake Spectra*, vol. 32, no. 1, hlm. 23–44, Feb 2016. [\[CrossRef\]](#)
 - [21] L. Martins dan V. Silva, “OpenQuake Platform - Vulnerability: list of vulnerability functions,” OpenQuake. Diakses: 20 Januari 2025. [Daring]. [\[CrossRef\]](#)
 - [22] S. A. Klugman, H. H. Panjer, dan G. E. Willmot, *LOSS MODELS FROM DATA TO DECISIONS Fourth Edition*. New Jersey: John Wiley & Sons, 2012. [\[CrossRef\]](#)
 - [23] M. B. Righi dan P. S. Ceretta, “A comparison of Expected Shortfall estimation models,” *J Econ Bus*, vol. 78, hlm. 14–47, Mar 2015. [\[CrossRef\]](#)
 - [24] J. Jang, J. J. Park, dan H. J. Jang, “Catastrophe Insurance Derivatives Pricing Using a Cox Process With Jump Diffusion CIR Intensity,” *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, vol. 21, no. 07, hlm. 1850041, Agu 2018. [\[CrossRef\]](#)