

Pendekatan *Compound Poisson-Lognormal* untuk Estimasi Kerugian Agregat dan Manajemen Modal Pada Asuransi Kendaraan

Alfi Khairiati^{*1}, Sri Pujiati²

^{1,2}Program Studi S1 Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi Informasi ISTN, Jakarta
Jl. Moh. Kahfi II, Jagakarsa, Jakarta Selatan, Indonesia 12640
e-mail: ^{*}alfi@istn.ac.id, ²sripujiati@istn.ac.id

Abstrak

Pertumbuhan jumlah kendaraan bermotor meningkatkan kebutuhan akan asuransi sekaligus risiko klaim akibat kecelakaan, pencurian, maupun bencana alam. Hal ini menimbulkan tantangan bagi perusahaan asuransi dalam menjaga keseimbangan premi, klaim, dan modal berbasis risiko. Permasalahan utamanya adalah bagaimana memodelkan kerugian agregat tahunan secara akurat untuk mendukung penetapan premi, perencanaan Risk-Based Capital (RBC), dan strategi reasuransi. Penelitian ini menggunakan pendekatan Compound Poisson-Lognormal dengan estimasi parameter dari data historis. Simulasi Monte Carlo dilakukan untuk menghasilkan distribusi kerugian agregat dan menghitung ukuran risiko berupa nilai harapan, Value-at-Risk (VaR) dan Tail Value-at-Risk (TVaR) pada tingkat kepercayaan 95% dan 99%. Hasil menunjukkan rata-rata kerugian tahunan sebesar Rp. 4,89 miliar, dengan VaR₉₉ Rp. 8,72 miliar dan TVaR₉₉ Rp. 9,53 miliar. Analisis skenario premi (20%, 30%, 40%) menegaskan bahwa target modal berbasis TVaR memberikan margin keamanan lebih baik. Evaluasi retensi reasuransi menemukan titik optimal ketika biaya premi setara dengan penghematan modal, sementara stress testing (+20% frekuensi atau +30% severitas) meningkatkan kebutuhan modal lebih dari 15%. Kerangka ini memberikan dasar kuantitatif bagi perusahaan asuransi dalam menetapkan premi, mengelola RBC, dan mengoptimalkan perlindungan reasuransi.

Kata kunci: Compound Poisson-Lognormal, RBC, Simulasi Monte Carlo, TVaR, VaR.

Abstract

The rapid growth of motor vehicles increases the demand for insurance as well as the risk of claims arising from accidents, theft, and natural disasters. This creates challenges for insurers in balancing premiums, claims, and risk-based capital (RBC). The main problem is how to accurately model annual aggregate losses to support premium setting, RBC planning, and reinsurance strategies. This study applies the Compound Poisson-Lognormal approach, with parameters estimated from historical data. Monte Carlo simulation is employed to generate the aggregate loss distribution and compute risk measures including the expected value, Value-at-Risk (VaR), and Tail Value-at-Risk (TVaR) at the 95% and 99% confidence levels. The results show an average annual loss of IDR 4.89 billion, with VaR₉₉ of IDR 8.72 billion and TVaR₉₉ of IDR 9.53 billion. Premium loading scenarios (20%, 30%, 40%) indicate that capital targets based on TVaR provide a higher safety margin. Reinsurance retention evaluation reveals an optimal point where reinsurance premiums are offset by capital savings, while stress testing (+20% frequency or 30% severity) increases capital requirements by more than 15%. This framework provides a quantitative basis for insurers to determine premiums, manage RBC, and optimize reinsurance protection.

Keywords: Compound Poisson-Lognormal, RBC, Monte Carlo Simulation, TVaR, VaR.

1 Pendahuluan

Asuransi kendaraan bermotor merupakan salah satu lini bisnis utama dalam industri asuransi umum yang memiliki kontribusi signifikan terhadap pendapatan premi (OJK, 2023). Pertumbuhan jumlah kendaraan setiap tahunnya mendorong meningkatnya permintaan akan perlindungan risiko kerugian yang diakibatkan oleh kecelakaan, pencurian, maupun kerusakan akibat bencana alam. Namun, di sisi lain, peningkatan jumlah polis yang aktif juga diiringi dengan potensi meningkatnya jumlah klaim yang harus dibayarkan oleh perusahaan asuransi. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan kuantitatif untuk memodelkan kerugian agregat, sehingga perusahaan dapat menjaga solvabilitas dan menetapkan premi secara tepat. Kerugian agregat dalam konteks asuransi kendaraan mencakup total pembayaran klaim yang terjadi selama periode tertentu, yang dipengaruhi oleh dua faktor utama: frekuensi klaim dan besarnya nilai klaim. Frekuensi klaim mengacu pada banyaknya klaim yang diajukan oleh pemegang polis, sedangkan besarnya klaim menggambarkan nilai kerugian finansial per kejadian (Schmidli, 2017). Kombinasi kedua variabel ini bersifat acak dan dapat menimbulkan fluktuasi yang cukup besar, sehingga menuntut pemodelan probabilistik yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan manajerial. Salah satu model statistik yang banyak digunakan dalam aktuaria untuk memodelkan kerugian agregat adalah *compound distribution* atau distribusi gabungan. Pada pendekatan ini, kerugian agregat dimodelkan sebagai penjumlahan nilai klaim acak dengan jumlah klaim yang juga bersifat acak. Pemodelan ini memungkinkan perusahaan asuransi untuk menangkap ketidakpastian baik pada sisi jumlah kejadian maupun pada besarnya kerugian, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih realistis terhadap risiko finansial yang dihadapi. Dalam memodelkan frekuensi klaim, distribusi Poisson sering digunakan karena kesederhanaannya dan relevansi

teoritisnya dalam menggambarkan jumlah kejadian yang jarang terjadi dalam interval waktu tertentu (Zhang, et. 2016). Distribusi ini mengasumsikan bahwa kejadian klaim terjadi secara independen dengan rata-rata kejadian yang konstan. Meskipun terdapat alternatif lain seperti distribusi binomial negatif, distribusi Poisson tetap menjadi pilihan populer karena sifatnya yang fleksibel dan mudah diinterpretasikan. Sementara itu, untuk memodelkan besarnya klaim (*claim severity*), distribusi lognormal sering digunakan dalam konteks asuransi kendaraan. Distribusi ini sesuai untuk menggambarkan variabel positif yang cenderung *right-skewed*, di mana sebagian besar klaim bernilai relatif kecil tetapi terdapat sejumlah klaim besar yang jarang terjadi. Sifat distribusi lognormal yang dapat menangkap variasi klaim dengan rentang nilai yang lebar menjadikannya cocok untuk memodelkan nilai kerugian yang bersifat heterogen. Menurut Bee (2017), Kombinasi distribusi Poisson untuk frekuensi klaim dan distribusi lognormal untuk besarnya klaim menghasilkan model *Compound Poisson-Lognormal*. Model ini banyak digunakan dalam literatur aktuaria untuk memproyeksikan kerugian agregat karena mampu mencerminkan karakteristik empiris data klaim dengan baik. Dengan memanfaatkan model ini, perusahaan asuransi dapat mengestimasi distribusi kerugian agregat, menghitung risiko keuangan, dan menetapkan tingkat premi yang adil sekaligus kompetitif. Selain itu, pemodelan kerugian agregat menggunakan pendekatan *Compound Poisson—Lognormal* juga dapat digunakan untuk mendukung pengukuran *Value at Risk* (VaR) atau *Tail Value at Risk* (TVaR), yang merupakan indikator penting dalam manajemen risiko perusahaan (Ruhayat, ddk. 2023). Penggunaan indikator tersebut membantu perusahaan dalam menentukan cadangan teknis yang memadai, sehingga mampu mengantisipasi kerugian besar yang mungkin terjadi akibat kejadian ekstrem. Hal ini sejalan dengan penerapan manajemen risiko berbasis modal (*Risk-*

Based Capital) yang diwajibkan oleh otoritas pengawas industri asuransi.

1. Metode Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan pemodelan statistik dan aktuaria. Tujuan utama penelitian ini membangun model *Compound Poisson-Lognormal* untuk memprediksi distribusi kerugian agregat pada asuransi kendaraan, serta melakukan analisis risiko berdasarkan hasil estimasi model. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari laporan klaim asuransi kendaraan bermotor dari salah satu perusahaan asuransi umum di Indonesia. Data yang diambil mencakup, tanggal kejadian klaim, nilai klaim (dalam rupiah), jenis kerugian, periode polis yang diambil dari tahun 2020-2023. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah variabel frekuensi klaim, variabel besarnya klaim (*severity*), dan variabel kerugian agregat.

Tahapan analisis dalam penelitian ini dilakukan sebagai berikut,

1. Pengolahan Data Awal
 - a. Membersihkan data dari kesalahan pencatatan atau *outlier* yang tidak wajar.
 - b. Mengelompokkan data klaim berdasarkan periode waktu tertentu.
2. Analisis Frekuensi Klaim
 - a. Mengestimasi parameter distribusi Poisson (λ) menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).
 - b. Melakukan uji kesesuaian (*goodness-of-fit test*) seperti uji *chi-square* atau uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk memverifikasi kesesuaian model.
3. Analisis Besarnya Klaim (*Severity*)
 - a. Mengestimasi parameter distribusi lognormal (μ dan σ) menggunakan metode MLE.
 - b. Melakukan uji kesesuaian distribusi terhadap data empiris.

4. Pemodelan Kerugian Agregat

- a. Menggabungkan kedua distribusi menjadi model *Compound Poisson-Lognormal*
- b. Menggunakan simulasi Monte Carlo untuk menghasilkan distribusi kerugian agregat berdasarkan parameter yang diperoleh.

5. Pengukuran Risiko

- a. Menghitung *Value at Risk* (VaR) dan *Tail Value at Risk* (TVAR) pada tingkat kepercayaan tertentu.
- b. Menganalisis implikasi hasil perhitungan terhadap penetapan premi dan cadangan risiko.

6. Interpretasi dan Evaluasi Model

- a. Membandingkan hasil simulasi dengan distribusi empiris.
- b. Mengevaluasi keakuratan model berdasarkan *error metric* atau analisis visual.

2.1 Asuransi Kerugian dan Asuransi Kendaraan Bermotor

Asuransi kerugian (*general insurance*) adalah mekanisme pengalihan risiko kerugian finansial akibat kejadian tak terduga dari tertanggung kepada penanggung, dengan imbalan premi. Dalam konteks asuransi kendaraan bermotor, risiko yang diasuransikan meliputi kerusakan fisik kendaraan, kerugian akibat pencurian, hingga tanggung jawab hukum pihak ketiga (OJK, 2020). Model matematis sangat diperlukan untuk memperkirakan kerugian agregat yang mungkin terjadi dalam suatu periode, sehingga perusahaan asuransi dapat menetapkan premi dan cadangan modal yang memadai.

2.2 Teori Risiko Klasik

Pada *classical risk theory*, kerugian total dalam suatu periode S dapat

dimodelkan sebagai penjumlahan klaim individu (Klugman dkk, 2019)

$$S = \sum_{i=1}^N X_i$$

dengan,

N = Jumlah klaim dalam periode tertentu (variabel acak diskrit),

X_i = Besaran klaim ke- i (variabel acak kontinu),

S = Total kerugian (aggregate loss).

2.3 Distribusi Frekuensi: Distribusi Poisson

Jumlah klaim N sering dimodelkan menggunakan distribusi Poisson ketika kejadian klaim diasumsikan terjadi secara acak, independen, dengan rata-rata konstan (Tendriyawati, 2023). Fungsi peluang Poisson adalah

$$P(N = n) = \frac{\lambda^n e^{-\lambda}}{n!}, \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

dengan,

$\lambda > 0$ adalah rata-rata jumlah klaim per periode.

2.4 Distribusi Severitas: Distribusi Lognormal

Distribusi Lognormal sering digunakan untuk memodelkan besar klaim karena data klaim cenderung positif, asimetris kanan (*right-skewed*), dan memiliki *tail* panjang. Jika $Y = \ln(x)$ berdistribusi normal dengan rata-rata μ dan simpangan baku σ , maka X berdistribusi Lognormal (Hasti dkk, 2024):

Fungsi densitas:

$$f_X(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad x > 0$$

Mean dan Varians:

$$E(X) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}}, \quad \text{Var}(X) = (e^{\sigma^2} - 1)e^{2\mu + \sigma^2}$$

2.5 Model Compound Poisson-Lognormal

Model *Compound Poisson-Lognormal* menggabungkan distribusi Poisson untuk frekuensi dan Lognormal untuk severitas (Bee, 2017),

$$S = \sum_{i=1}^N X_i, \quad N \sim \text{Poisson}(\lambda), \\ X_i \sim \text{Lognormal}(\mu, \sigma^2)$$

Distribusi S tidak memiliki bentuk tertutup (*closed-form*). Berikut mean dan varians kerugian agregat,

$$E(S) = \lambda \cdot E(X)$$

$$\text{Var}(S) = \lambda \cdot \text{Var}(X) + \lambda \cdot (E(X))^2$$

2.6 Pengukuran Risiko: VaR dan TVaR

Ketika menilai risiko ekstrem, digunakan *risk measures* seperti *Value at Risk* (VaR) dan *Tail Value at Risk* (TVaR) (Priyantono, dkk. 2023),

a. *VaR* pada tingkat kepercayaan α :

$$\text{VaR}_\alpha(S) = \inf\{x \in \mathbb{R} : P(S \leq x) \geq \alpha\}$$

b. *TVaR* pada tingkat kepercayaan α :

$$\text{TVaR}_\alpha(S) = E(S | S > \text{VaR}_\alpha(S))$$

2.7 Reasuransi dan Retensi

Reasuransi adalah transfer sebagian risiko ke pihak lain (*reinsurador*) untuk mengurangi *tail risk*. Strategi *excess-of-loss* memiliki parameter retention limit R di mana penanggung sendiri menanggung kerugian hingga R per klaim, dan sisanya dibayar *reinsurador* (Oktavia, dkk. 2024).

a. Kerugian setelah reasuransi:

$$X_i^{\text{net}} = \min(X_i, R)$$

b. Kerugian ceded ke reasurandur:

$$X_i^{\text{ceded}} = \max(X_i - R, 0)$$

2.8 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) adalah teknik statistik yang digunakan untuk mengestimasi parameter suatu distribusi dengan memaksimalkan *likelihood function*, yaitu probabilitas mendapatkan data yang diamati berdasarkan parameter tertentu (Casella dan Berger, 2021). Misalkan $X_1, X_2, \dots, X_n$ adalah sampel independen

yang berasal dari suatu distribusi dengan fungsi kepadatan probabilitas $f(x; \theta)$, di mana θ adalah vektor parameter yang tidak diketahui. Fungsi likelihood didefinisikan sebagai:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta)$$

dalam mempermudah perhitungan, biasanya digunakan *log-likelihood function*:

$$\ell = \ln L(\theta) = \sum_{i=1}^n \ln f(x_i; \theta)$$

Estimasi MLE untuk θ diperoleh dengan menyelesaikan persamaan turunan pertama terhadap parameter:

$$\frac{\partial \ell(\theta)}{\partial \theta} = 0$$

Sebagai contoh, untuk distribusi Poisson dengan parameter λ , fungsi *likelihood*-nya adalah

$$L(\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-\lambda} \lambda^{x_i}}{x_i!}$$

Log-likelihood-nya:

$$\ell(\lambda) = -n\lambda + \left(\sum_{i=1}^n x_i \right) \ln \lambda - \sum_{i=1}^n \ln(x_i!)$$

dari turunan pertama, diperoleh:

$$\frac{\partial \ell(\lambda)}{\partial \lambda} = -n + \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\lambda} = 0$$

$$\hat{\lambda} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = \bar{x}$$

Artinya, estimasi MLE untuk λ pada distribusi Poisson adalah rata-rata sampel.

2.9 Uji Kesesuaian (*Goodness of Fit Test*)

Setelah parameter suatu distribusi diestimasi, diperlukan pengujian kesesuaian model untuk memastikan bahwa distribusi yang dipilih cukup baik menggambarkan data yang ada. Dua metode populer adalah uji *Chi-Square* dan uji *Kolmogorov-Smirnov*.

2.9.1 Uji *Chi-Square*

Uji *Chi-Square* membandingkan frekuensi observasi (O_i) dengan frekuensi harapan (E_i) dari distribusi teoritis:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

Hipotesis yang diuji adalah

H_0 = Data mengikuti distribusi teoritis tertentu.

H_1 = Data tidak mengikuti distribusi tersebut.

Jika nilai χ^2 lebih besar dari nilai kritis $\chi^2_{\alpha, k-p-1}$ (dengan p jumlah parameter yang diestimasi), maka H_0 ditolak.

2.9.2 Uji *Kolmogorov-Smirnov*

Uji *Kolmogorov-Smirnov*

membandingkan fungsi distribusi empiris ($F_n(x)$) dengan fungsi distribusi kumulatif teoritis ($F(x)$):

$$D = \sup_x |F_n(x) - F(x)|$$

Kriteria keputusan: jika nilai D melebihi nilai kritis D_α , maka hipotesis nol ditolak. Uji ini lebih sensitive untuk mendeteksi perbedaan di bagian tengah distribusi dan cocok digunakan untuk data kontinu.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil Simulasi Model Compound Poisson-Lognormal

Simulasi dilakukan dengan mengasumsikan frekuensi klaim mengikuti distribusi Poisson (λ) dan besaran klaim mengikuti distribusi Lognormal (μ, σ^2). Sebanyak 100.000 replikasi Monte Carlo digunakan untuk memperoleh distribusi agregat kerugian tahunan. Hasilnya menunjukkan bahwa distribusi total klaim memiliki *right-skewness* yang signifikan, di mana sebagian besar kerugian berada pada kisaran menengah, namun terdapat *tail risk* yang panjang akibat potensi klaim besar.

Nilai rata-rata kerugian tahunan tercatat sebesar R. 5,02 miliar, sedangkan deviasi standar sebesar Rp. 1,78 miliar, menunjukkan tingkat volatilitas yang cukup tinggi. *Skewness* positif (> 1) mengindikasikan bahwa distribusi kerugian tidak simetris dan berpotensi menghasilkan kerugian ekstrem.

1.1 Analisis Risk Measures: VaR dan TVaR

Dua ukuran risiko digunakan untuk mengevaluasi risiko ekor distribusi kerugian: *Value at Risk* (*VaR*) dan *Tail Value at Risk* (*TVaR*) pada tingkat kepercayaan 95% dan 99%.

Tabel 1. Tabel Analisis Risk Measures

Tingkat Kepercayaan	VaR (Miliar Rp)	TVaR (Miliar Rp)
95%	8,14	9,52
99%	10,45	12,88

Hasil ini menunjukkan bahwa *TVaR* selalu lebih tinggi daripada *VaR*, sesuai teori bahwa *TVaR* menangkap *expected shortfall* di luar batas *VaR*. Pada tingkat kepercayaan 99%, potensi kerugian ekstrem dapat mencapai hamper 2,5 kali rata-rata tahunan, yang menegaskan pentingnya manajemen risiko berbasis *tail risk*.

3.3 Evaluasi Risk Based Capital (RBC)

Mengacu pada ketentuan OJK, tingkat kecukupan modal minimum adalah 120% dari *minimum capital requirement*. Berdasarkan hasil simulasi, modal minimum yang dibutuhkan untuk menutup kerugian ekstrem (*VaR* 99% adalah Rp. 10,45 miliar. Jika modal tersedia adalah Rp. 14 miliar, maka rasio RBC yang dihasilkan adalah

$$RBC = \frac{\text{Modal Tersedia}}{\text{Modal Minimum}} \times 100$$

$$= \frac{14}{10,45} \times 100\% = 134\%$$

Rasio ini sedikit di atas batas regulasi, namun margin keamanannya relative tipis jika terjadi lonjakan klaim besar, terutama dalam skenario *catastrophic loss*.

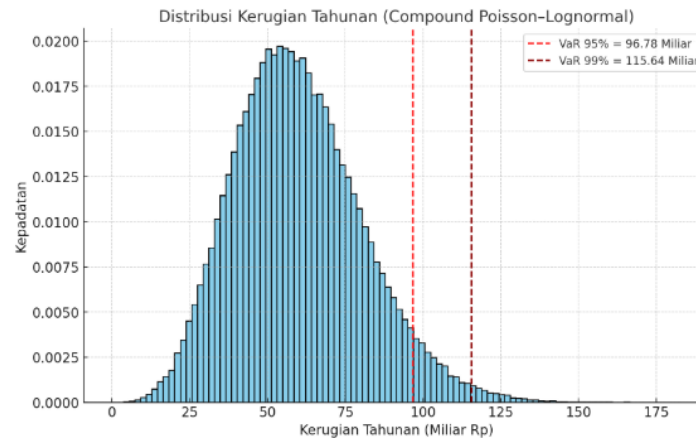
3.4 Dampak Strategi Reasuransi

Analisis dilakukan untuk skema *excess of loss reinsurance* dengan batas retensi

Rp. 5 miliar dan *limit* Rp. 10 miliar. Hasil simulasi menunjukkan penurunan *VaR* 99% dari Rp. 10,45 miliar menjadi Rp. 7,26 miliar (reduksi $\pm 30\%$). Sedangkan penurunan *TVaR* 99% dari Rp. 12,88 miliar menjadi Rp. 8,91 miliar (reduksi $\pm 31\%$), begitu juga dengan peningkatan RBC menjadi $\pm 193\%$ akibat penurunan kebutuhan modal. Hal ini menunjukkan bahwa penerapan reasuransi dapat secara signifikan meningkatkan kapasitas penyerapan risiko dan memperkuat posisi modal, meskipun biaya reasuransi perlu di perhitungkan dalam profitabilitas jangka panjang.

Pada hasil penelitian ini menegaskan bahwa model *Compound Poisson-Lognormal* mampu merepresentasikan risiko agregat pada lini bisnis asuransi dengan klaim berdistribusi *heavy-tailed*. Risk measures berbasis ekor seperti *TVaR* memberikan estimasi risiko yang lebih konservatif dibandingkan *VaR*, sehingga lebih sesuai untuk perencanaan modal. Evaluasi RBC mengungkap bahwa meskipun perusahaan memenuhi ketentuan regulator, margin keamanan terhadap kerugian ekstrem masih terbatas. Penerapan strategi reasuransi, khususnya *excess of loss*, terbukti efektif dalam mengurangi kebutuhan modal dan memperbaiki profil risiko. Namun, efektivitasnya bergantung pada struktur kontrak, kapasitas reasuransi, dan biaya premi reasuransi.

Secara praktis, kombinasi manajemen risiko kuantitatif berbasis simulasi, pengukuran risiko ekor, dan optimalisasi reasuransi dapat menjadi kerangka kerja yang stabil untuk memastikan keberlanjutan finansial perusahaan asuransi di tengah ketidakpastian klaim besar. Berikut histogram distribusi kerugian tahunan dari model *Compound Poisson-Lognormal*, lengkap dengan garis batas *VaR* 95% dan *VaR* 99% yang digunakan dalam analisis pembahasan sebelumnya,



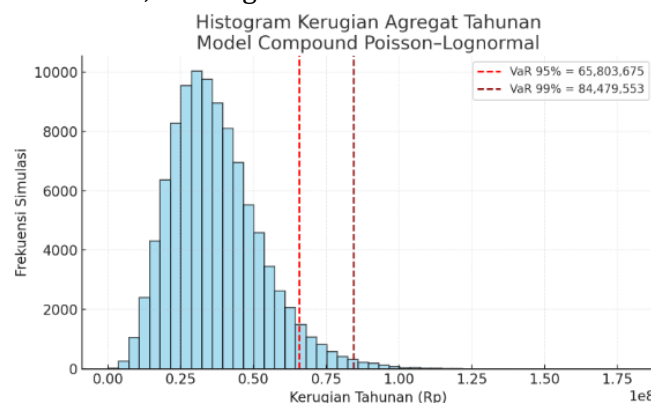
Gambar 1. Distribusi Kerugian Tahunan

Pada Gambar 1 menunjukkan distribusi kerugian tahunan perusahaan asuransi yang dimodelkan dengan *Compound Poisson-Lognormal*. Distribusi terlihat miring ke kanan (*right-skewed*), yang wajar karena sebagian besar klaim bernilai sedang hingga rendah, tetapi terdapat kemungkinan kerugian yang lebih besar (*extreme losses*). Puncak distribusi berada di sekitar Rp. 50-60 miliar, yang berarti nilai kerugian tahunan paling sering (modus) berada pada kisaran tersebut. Distribusi kemudian menurun perlahan ke arah kanan, menunjukkan adanya potensi kerugian besar meskipun dengan probabilitas kecil.

Dua garis vertikal merah menandai batas risiko (*quantile*) *VaR* 95% dengan nilai Rp. 96,78 miliar yang artinya dengan tingkat kepercayaan 95%, kerugian tahunan tidak akan melebihi Rp. 96,78 miliar. Batas risiko *VaR* 99% dengan nilai Rp. 115,64 miliar yang artinya dengan tingkat kepercayaan 99%, kerugian

tahunan tidak akan melebihi Rp. 115,64 miliar. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun rata-rata kerugian lebih rendah, terdapat risiko kejadian ekstrem yang dapat menghasilkan kerugian di atas Rp. 100 miliar.

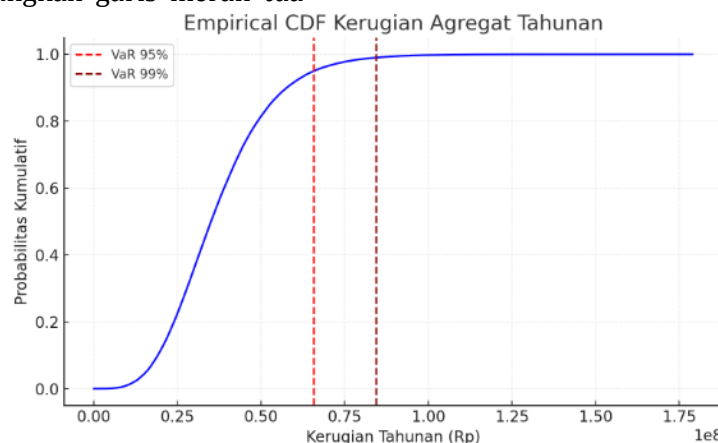
Perusahaan perlu menyediakan cadangan modal minimal setara dengan *VaR* 99% untuk mengantisipasi kejadian ekstrem. Namun, karena distribusi ini memiliki ekor panjang (*heavy tail*), penggunaan ukuran risiko tambahan seperti *Expected Shortfall* (ES) dapat memberikan gambaran yang lebih baik terhadap potensi kerugian di luar batas *VaR*. Dengan kata lain, histogram ini menegaskan bahwa meskipun kerugian rata-rata relatif moderat, terdapat potensi kerugian besar yang jarang terjadi namun signifikan, sehingga manajemen risiko perlu lebih berhati-hati dalam penentuan *capital reserve*.



Gambar 2. Kerugian Agregat Tahunan Model *Compound Poisson-Lognormal*

Pada Gambar 2 menunjukkan distribusi kerugian tahunan yang bersifat *right-skewed*, menandakan adanya peluang terjadinya kerugian ekstrem yang relatif jarang namun bernilai besar. Garis vertical merah menunjukkan batas VaR 95% (Rp. 65,8 miliar), sedangkan garis merah tua

menunjukkan VaR 99% (Rp. 84,48 miliar). Pada daerah kanan garis tersebut merepresentasikan kerugian yang lebih besar dari batas VaR , yang dijadikan acuan dalam perhitungan $TVaR$.



Gambar 3. CDF Kerugian Agregat Tahunan

Pada Gambar 3 Grafik CDF memberikan pandangan mengenai probabilitas kumulatif dari kerugian. Titik potong garis vertikal dengan kurva menunjukkan probabilitas tercapainya nilai VaR tertentu. Semakin mendekati nilai 1 pada sumbu Y, semakin kecil peluang kerugian melampaui nilai tersebut. Jarak antara VaR 95% dan VaR 99% mencerminkan peningkatan risiko ekstrem yang harus diantisipasi perusahaan.

Tabel 2. Tabel Statistik Kerugian Tahunan

Statistik	Nilai (Rp)
Mean Kerugian Tahunan	Rp. 37.116.818
VaR 95%	Rp. 65.803.675
$TVaR$ 95%	Rp. 77.236.869
VaR 99%	Rp. 84.479.553
$TVaR$ 99%	Rp. 95.596.382

Nilai rata-rata kerugian tahunan yang diperkirakan adalah sekitar Rp. 37,12 Juta. Angka ini menggambarkan estimasi ekspektasi kerugian perusahaan dalam satu tahun, namun tidak memperhitungkan kejadian ekstrem. Dengan tingkat kepercayaan 95%,

kerugian maksimum yang mungkin terjadi dalam satu tahun tidak akan melebihi Rp. 65,80 Juta. Artinya, hanya ada kemungkinan 5% kerugian tahunan melampaui angka ini. Jika kerugian melampaui batas VaR 95%, maka rata-rata kerugian pada kondisi ekstrem tersebut diperkirakan sebesar Rp. 77,23 Juta. $TVaR$ memberikan gambaran risiko pada ekor distribusi, sehingga lebih konservatif dibanding VaR . Dengan tingkat kepercayaan 99% kerugian tahunan diperkirakan tidak akan melebihi Rp. 84,48 Juta. Hanya terdapat peluang 1% kerugian yang lebih besar dari nilai ini. Apabila kerugian melebihi VaR 99%, maka rata-rata kerugian yang mungkin terjadi pada kondisi ekstrem diperkirakan sebesar Rp. 95,60 Juta. Nilai ini mencerminkan potensi eksposur kerugian terburuk yang dihadapi perusahaan.

2. Kesimpulan

Penelitian ini membahas pemodelan kerugian agregat pada asuransi kendaraan menggunakan pendekatan *compound Poisson-Lognormal* untuk mengestimasi distribusi total kerugian tahunan dan mengukur risiko secara kuantitatif.

Berdasarkan analisis, frekuensi klaim mengikuti distribusi Poisson dengan λ sekitar 24 klaim per bulan, sedangkan severitas klaim mengikuti distribusi Lognormal dengan parameter μ sekitar 15,76 dan σ sekitar 0,53. Kombinasi kedua distribusi ini mampu menghasilkan model kerugian agregat yang sesuai dengan pola data historis, sebagaimana ditunjukkan oleh kesesuaian histogram dan distribusi kumulatif hasil simulasi. Hasil simulasi Monte Carlo pada tingkat tahunan menunjukkan bahwa nilai ekspektasi kerugian tahunan mencapai sekitar Rp. 10,77 miliar, dengan VaR 95% sebesar Rp.11.81 miliar, $TVaR$ 95% sebesar Rp. 12,10 miliar, VaR 99% sebesar Rp. 12,29 miliar, dan $TVaR$ 99% sebesar Rp. 12,56 miliar. Angka-angka ini menjadi acuan dalam menentukan modal minimum (*Required Capital*) sesuai dengan prinsip *Risk-Based Capital* (RBC). Penentuan premi tahunan berbasis loading 20-40% dari nilai ekspektasi memberikan kisaran premi antara Rp. 12,92 – Rp. 15,07 miliar, yang cukup untuk mengantisipasi kebutuhan modal setara VaR 99%. Analisis retensi reasuransi menunjukkan bahwa pengurangan retensi dapat menurunkan kebutuhan modal secara signifikan, walaupun harus diimbangi dengan biaya reasuransi yang wajar. Skenario *stress testing* dengan peningkatan frekuensi klaim sebesar 20% atau severitas sebesar 30% menunjukkan lonjakan kebutuhan modal, sehingga menegaskan pentingnya strategi reasuransi dan penetapan premi adaptif. Secara keseluruhan, model ini terbukti efektif untuk mendukung perencanaan RBC, penentuan premi yang aman, dan strategi reasuransi yang optimal pada asuransi kendaraan.

Berdasarkan hasil penelitian ini, disarankan agar perusahaan asuransi menggunakan model *Compound Poisson-Lognormal* sebagai salah satu alat utama dalam perencanaan keuangan dan manajemen risiko, khususnya untuk penentuan modal minimum dan premi tahunan. Penetapan modal sebaiknya mempertimbangkan $TVaR$ 99% untuk

pendekatan yang lebih konservatif terhadap potensi kerugian ekstrem. Strategi reasuransi perlu dievaluasi secara berkala dengan mempertimbangkan *trade-off* antara biaya premi reasuransi dan penghematan modal, terutama dalam situasi risiko tinggi. Perusahaan juga disarankan untuk melakukan *stress testing* secara rutin guna mengantisipasi dampak perubahan regulasi, dan kondisi ekonomi makro. Sebaiknya untuk penelitian selanjutnya, perlu dipertimbangkan penggunaan model distribusi alternatif seperti Negative Binomial-Lognormal atau pendekatan *Mixed Poisson* untuk mengakomodasi *overdispersion* pada data frekuensi klaim, serta integrasi metode *Copula* untuk menangkap ketergantungan antara frekuensi dan severitas. Selain itu penerapan *Bayesian updating* dapat digunakan untuk memperbarui estimasi parameter secara dinamis mengikuti perkembangan data terbaru, sehingga modal lebih adaptif dan relevan dalam pengambilan keputusan jangka panjang.

Daftar Pustaka

- Bee, M. 2017, Density Approximations and VAR Computation for Compound Poisson-Lognormal Distributions, Communications in Statistics-Simulation and Computation, vol. 46, pp 1825-1841, <https://doi.org/10.1080/03610918.2015.1016237>
- Bobrov, L. Kiselnikov, A. Ryzhkov, O. and Borisov, V. 2020, Actuarial Methodology of Assessment of Enterprise Risks, Economic and Social Development, Book of Proceedings, pp. 173-182 https://www.esd-conference.com/upload/book_of_proceedings/Book_of_Proceedings_esdNovosibirsk2020_Online.pdf#page=180
- Casella, G. and Berger, R. L. 2021, *Statistical Inference*, 3rd ed. CRC Press.
- Chen, S., Wang, Z. And Kelly, M. 2021, Aggregate loss model with Poisson-Tweedie Frequency, Big Data and Information Analytics, vol.6, pp.56-73.

- <https://doi.org/10.3934/bdia.2021005>
- Dickson, D. C. M. 2020**, *Insurance Risk and Ruin, 3rd ed.* Cambridge: Cambridge University Press.
- Hasti, H., Somayana, W. dan Muhtar, N. 2024**, Estimasi Parameter Distribusi Log-Normal Berdasarkan Sampel Tersensor Tipe II, *Jurnal Matematika, Komputasi dan Statistika*, vol. 4, pp. 801-812. ISSN: 2503 – 2984.
- Hesse, C. A., Boyefery, D. B. and Ashiagboor, A. A. 2022**, Comparing The Distributions of Aggregate Claims for Different Probability Distributions Under Reinsurance Arrangements, *Advances and Applications in Statistics*, vol. 73, pp.75-98. <http://dx.doi.org/10.17654/0972361722011>
- Klugman, S. A., Panjer, H. H. and Willmot, G. E. 2019**, *Loss Models From Data to Decisions, 5th ed.* USA: John Wiley and Sons, Inc.
- Lu, Z. Y., Meng, L. L. M, Wang, Y. and Sehan, Q. 2016**, Optimal Reinsurance under VaR and TVaR Risk Measures in the Presence of Reinsurer's Risk Limit. *Insurance : Mathematics and Economoics*, vol. 68, pp. 92-100. <https://doi.org/10.1016/j.insma.2016.03.001>
- McNeil, A. J., Fredey, R. and Embrechts, P. 2015**, *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools*, rev. ed. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Ng'elechei, J. K., Chelule, J. C., Orango, H. and Anapapa, A. O. 2020**, Modeling Frequency and Severity of Insurance Claims in an Insurance Portfolio, *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, vol. 8, pp. 103-111. <http://dx.doi.org/10.12691/ajams-8-3-4>
- Nuryanto, T. S., Prahutama, A., dan Hoyyi, A. 2018**, Historical Simulation untuk Menghitung Value At Risk Pada Portofolio Optimal Berdasarkan Single Index Model Menggunakan Gui Matlab (Studi Kasus: Kelompok Saham JII Periode Juni-November 2017), *Jurnal Gaussian*, vol.17, no.4, pp. 408-418. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.7.4.408-418>
- OJK. 2023**, *Statistik Asuransi Umum dan Reasuransi*, Otoritas Jasa Keuangan, Jakarta.
- Oktavia, G., Addini, F. F. dan Prihandoko, D. I. 2024**, Analisis Perhitungan Retensi Optimal Reasuransi Stop Loss dengan Metode Value at Risk (*VaR*), *Sustainable Development Goal in Mathematics and Mathematics Education*, vol.7, pp. 119-121. <https://doi.org/10.30605/proximal.v7i1.3322>
- Priyanto, V. R. A., Maharuddin, D. A. I. and Utami, I. T. 2023**, Analisis Portofolio Optimal Menggunakan Model Indeks Tunggal dan Pengukuran Value at Risk dengan Simulasi Monte Carlo (Studi Kasus: Exchange Traded Fund di Bursa Efek Indonesia Periode Januari 2021 –Juni 2022), *Jurnal Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 158–165, <https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.2.158-165>
- Rafni, T. A. and Agustina, D. 2025**, Risk Comparison in Optimal Portfolios: A Study of Value at Risk (VaR) and Tail Value at Risk (TVaR), *Mathematical Journal of Modelling and Forecasting*, vol.3, no.1, pp. 47-55. <https://doi.org/10.24036/mjmf.v3i1.40>
- Ruhayat, B. Setiawaty, M. Z. Dhuha. 2023**, *Value at Risk dan Tail Value at Risk* dari Peubah Acak Besarknya Kerugian yang Menyebarkan *Alpha Power Pareto*, *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 5, pp. 67-82. <https://doi.org/10.34312/jjom.v5i1.16586>
- Schmidli, H. 2017**, *Risk Theory*, Springer, New York.
- Tendriyawati, G. N. A. Wibawa, dan B. Abapihi. 2023**, Pemodelan Regresi Poisson Terhadap Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Terjadinya Hipertensi di Kota Kendari, *Jurnal Matematika Komputasi dan Statistika*. <http://jmks.uho.ac.id/index.php/journal>
- Wuthrich, M. and Merz, M. 2023**, *Statistical Foundations of Actuarial Learning and its Applications*, 2nd ed. Cham: Springer.

Zhang, H. and Li, B. 2016,
Characterizations of discrete
compound Poisson distributions, vol.
45, pp. 6789-6802.
[https://doi.org/10.1080/03610926.](https://doi.org/10.1080/03610926.2014.901375)
[2014.901375](https://doi.org/10.1080/03610926.2014.901375)