RESEARCH ARTICLE • OPEN ACCESS

# Implementasi Metode Bayesian untuk Menghitung Premi Produk Asuransi Kendaran Bermotor dengan Pendekatan Monte Carlo Markov Chain

Boy Nathanael Situmorang dkk.

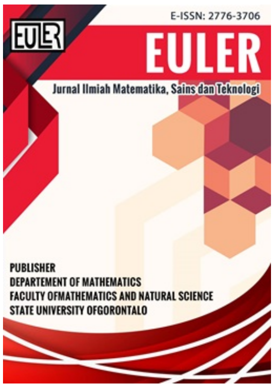
**Volume 13, Issue 2, Pages 264–270, Aug. 2025**

*Diterima 23 Mei 2025, Direvisi 24 Juli 2025, Disetujui 31 Juli 2025, Diterbitkan 8 Agustus 2025*

**To Cite this Article :** B. N. Situmorang, K. A. A'la, A. Arvianti, F. I. Yusuf, dan E. W. Handamari,"Implementasi Metode Bayesian untuk Menghitung Premi Produk Asuransi Kendaran Bermotor dengan Pendekatan Monte Carlo Markov Chain", *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 13, no. 2, pp. 264–270, 2025, *https://doi.org/10.37905/euler.v13i2.32930*



## JOURNAL INFO • EULER : JURNAL ILMIAH MATEMATIKA, SAINS DAN TEKNOLOGI




| | | |
|---|---|---|
| Homepage | : | http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/euler/index |
| Journal Abbreviation | : | Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol. |
| Frequency | : | Three times a year |
| Publication Language | : | English (preferable), Indonesia |
| DOI | : | https://doi.org/10.37905/euler |
| Online ISSN | : | 2776-3706 |
| License | : | Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License |
| Publisher | : | Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo |
| Country | : | Indonesia |
| OAI Address | : | http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/euler/oai |
| Google Scholar ID | : | QF_r-_gAAAAJ |
| Email | : | euler@ung.ac.id |

**Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi**, Volume 13, Issue 2, Pages 264–270, Aug. 2025 *https://doi.org/10.37905/euler.v13i2.32930*

Research Article



# Implementasi Metode Bayesian untuk Menghitung Premi Produk Asuransi Kendaraan Bermotor dengan Pendekatan Monte Carlo Markov Chain

**Boy Nathanael Situmorang**[1,*], **Kevina Alal A'la**[1], **Aurellia Arvianti**[1], **Feby Indriana Yusuf**[1], **Endang Wahyu Handamari**[1]

[1]*Departemen Matematika, Universitas Brawijaya, Malang 65145, Indonesia*

**ARTICLE HISTORY**
Diterima 23 Mei 2025
Direvisi 24 Juli 2025
Disetujui 31 Juli 2025
Diterbitkan 8 Agustus 2025

**KATA KUNCI**
Metode Bayesian
Markov Chain Monte Carlo
Distribusi Poisson
Distribusi GEV
Premi Asuransi
Klaim Agregat

**KEYWORDS**
Bayesian Method
Markov Chain Monte Carlo
Poisson Distribution
GEV Distribution
Insurance Premium
Aggregate Claims

**ABSTRAK.** *Penetapan besar premi yang akurat merupakan aspek fundamental dalam manajemen risiko asuransi kendaraan bermotor. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode Bayesian dengan pendekatan Markov Chain Monte Carlo (MCMC) untuk menghitung premi murni. Model klaim agregat dikonstruksi dari distribusi jumlah klaim (Poisson) dan besar klaim (Generalized Extreme Value (GEV)), dimana distribusi GEV digunakan untuk memodelkan risiko klaim ekstrim. Analisis menggunakan data bangkitan (2018–2024) yang parameternya diturunkan dari data historis PT Asuransi Jasa Indonesia Purwokerto (2013–2017). Estimasi parameter melalui software OpenBUGS divalidasi mencapai konvergensi yang baik (MC-error $<$ 5%). Berdasarkan parameter estimasi, diperoleh premi sebesar IDR 397.502.000, yang dihitung melalui prinsip premi murni berdasarkan nilai harapan klaim agregat. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan Bayesian MCMC efektif untuk menghasilkan estimasi besar premi yang robust, serta memberikan kontribusi berupa kerangka kerja penetapan premi yang secara eksplisit memperhitungkan klaim bernilai ekstrim.*

**ABSTRACT.** *Accurate premium determination is a fundamental aspect of risk management in motor vehicle insurance. This study implements the Bayesian method using a Markov Chain Monte Carlo (MCMC) approach to calculate the net premium. The aggregate claim model is constructed from a claim frequency distribution (Poisson) and a claim severity distribution (Generalized Extreme Value (GEV)), with the GEV distribution specifically chosen to model extreme claim risk. The analysis utilizes generated data for the period 2018–2024, with parameters derived from the historical data of PT Asuransi Jasa Indonesia Purwokerto (2013–2017). Parameter estimation, performed via OpenBUGS software, was validated to have achieved good convergence (MC-error $<$ 5%). Based on the estimated parameters, a premium of IDR 397.502.000 was obtained, calculated using the net premium principle from the expected value of aggregate claims. These results demonstrate that the Bayesian MCMC approach is effective for producing a robust premium estimation, contributing a pricing framework that explicitly accounts for extreme value claims.*



## 1. Pendahuluan

Industri asuransi merupakan komponen penting dalam sistem keuangan nasional yang berperan dalam menyediakan perlindungan atas berbagai risiko yang dihadapi individu maupun entitas bisnis [1]. Dalam konteks ini, asuransi umum memiliki peranan strategis karena mencakup berbagai produk non jiwa seperti perlindungan aset, tanggung jawab hukum, serta risiko komersial lainnya. Perkembangan sektor asuransi umum tidak hanya mencerminkan dinamika manajemen risiko dalam masyarakat, tetapi juga mencerminkan kinerja dan ketahanan sektor keuangan secara keseluruhan [2]. Di antara berbagai jenis produk asuransi umum, asuransi kendaraan bermotor menempati posisi strategis karena menyumbang proporsi signifikan terhadap total pendapatan perusahaan asuransi [3]. Penetapan premi atau yang dikenal sebagai *pricing* merupakan proses krusial dalam industri asuransi karena menyangkut keseimbangan antara nilai risiko yang ditanggung dan jumlah kontribusi yang dibayarkan oleh tertanggung [4]. Dalam konteks asuransi kendaraan, proses ini tidak hanya bertujuan untuk menghindari kerugian finansial perusahaan akibat ketidakseimbangan premi dan klaim tetapi juga untuk mempertahankan daya saing dan loyalitas nasabah [5].

Perusahaan asuransi sebagai pihak penanggung risiko dituntut untuk memiliki kapabilitas dalam memprediksi kemungkinan terjadinya klaim dan besarnya beban yang harus ditanggung untuk mencegah kerugian finansial yang dapat mengancam kelangsungan usaha [6]. Klaim asuransi merupakan proses formal yang diajukan oleh tertanggung kepada perusahaan asuransi untuk memperoleh ganti rugi atas kerugian yang dialami sebagai akibat dari suatu risiko yang telah diasuransikan [7]. Oleh karena itu, kemampuan untuk memprediksi potensi klaim secara akurat sangat diperlukan agar perusahaan mampu merancang strategi penetapan premi yang adil, berkelanjutan, dan sesuai dengan risiko aktual [8]. Dalam praktik asuransi umum, estimasi risiko di-

*Penulis Korespondensi.

Email : *boynthnl278@gmail* (B. N. Situmorang)
Homepage : http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/euler/index / E-ISSN : 2776-3706

lakukan menggunakan model klaim agregat dengan pendekatan yang menggabungkan dua komponen independen yakni frekuensi klaim (jumlah klaim yang diajukan dalam periode tertentu) dan *severity* klaim (besar klaim per kejadian). Kedua komponen ini diasumsikan saling bebas dan dikombinasikan untuk menghitung total kerugian ekspektasian dalam satu periode pertanggungan [9]. Distribusi jumlah klaim biasanya mengikuti distribusi diskrit, sedangkan jumlah klaim mengikuti distribusi non negatif kontinu tergantung pada karakteristik data klaim yang dianalisis [10].

Model klaim agregat digunakan secara luas dalam penetapan premi murni, yaitu premi dasar yang mencerminkan nilai ekspektasi dari klaim yang harus dibayar perusahaan, tanpa memperhitungkan biaya operasional, margin keuntungan atau beban cadangan tambahan [4]. Metode Bayesian dapat digunakan untuk mengestimasi parameter distribusi jumlah dan besarnya klaim [11]. Perhitungan premi murni dilakukan dengan mengalikan nilai ekspektasi dari frekuensi klaim dengan ekspektasi dari besar klaim. Untuk memperbaiki ketepatan estimasi dalam situasi data yang kompleks dan penuh ketidakpastian, pendekatan Bayesian menjadi salah satu metode statistik yang banyak digunakan. Pendekatan ini memungkinkan penggabungan antara data historis aktual dengan informasi awal (prior) untuk memperkirakan parameter distribusi klaim secara lebih fleksibel [12]. Berdasarkan Teorema Bayes, estimasi parameter dilakukan dengan cara memperbarui distribusi prior berdasarkan data baru (*likelihood*) sehingga menghasilkan distribusi posterior yang lebih representatif dan sesuai dengan kondisi terbaru [13].

Berdasarkan studi terdahulu, pendekatan Bayesian telah banyak digunakan dalam pengembangan estimasi premi asuransi guna meningkatkan akurasi dan fleksibilitas perhitungan risiko. Penelitian yang dilakukan oleh Hutasoit [14] mencoba menerapkan metode Bayesian dalam konteks sistem bonus-malus, yaitu skema penyesuaian premi berdasarkan riwayat klaim nasabah. Namun, hasil estimasi yang diperoleh dinilai belum optimal karena bergantung pada data bangkitan (*synthetic data*) yang tidak merepresentasikan kondisi riil di lapangan sehingga validitas dan reliabilitas model menjadi terbatas. Sebagai pengembangan lebih lanjut, Fitriani dan Gunardi [15] mengintegrasikan metode Bayesian dengan algoritma Markov Chain Monte Carlo (MCMC) untuk memperkirakan biaya klaim dari data historis. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa kombinasi tersebut mampu memberikan estimasi parameter yang lebih efisien dan konsisten, terutama ketika struktur data klaim lebih kompleks dan mengandung ketidakpastian tinggi. Sementara itu, Bangun dkk. [16] mengaplikasikan pendekatan model kredibilitas Bayes dalam penetapan premi asuransi. Meskipun pendekatan ini memberikan kontribusi terhadap pengurangan variabilitas dalam estimasi premi, namun masih memiliki keterbatasan dalam menangkap heterogenitas dan keragaman karakteristik klaim yang sering dijumpai dalam praktik asuransi umum.

Penelitian yang dilakukan oleh Lestia dan Idris [13] menerapkan pendekatan Bayesian dengan algoritma Metropolis-Hastings dalam pemodelan klaim asuransi kesehatan, dan menunjukkan bahwa metode MCMC mampu menghasilkan estimasi parameter yang *robust* dalam kondisi data kompleks dan tidak pasti sehingga relevan diterapkan pada jenis klaim lain seperti asuransi kendaraan. Dengan mempertimbangkan kompleksitas struktur data klaim, kebutuhan akan estimasi premi yang akurat dan responsif, serta keterbatasan pendekatan konvensional dalam menangkap dinamika risiko aktual, maka penerapan metode Bayesian yang dikombinasikan dengan teknik MCMC menjadi sangat relevan. Metode ini memungkinkan estimasi parameter dilakukan secara lebih fleksibel berdasarkan data histori. Oleh karena itu, pengembangan pendekatan ini dapat memberikan kontribusi yang bermanfaat dalam meningkatkan ketepatan perhitungan premi asuransi kendaraan bermotor secara statistik dan praktis.

## 2. Metode

Metode penelitian yang digunakan penulis dalam penyusunan karya ilmiah ini adalah studi kasus dan pendekatan matematis sebagai berikut:

### 2.1. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data bangkitan (*simulated data*) yang disusun berdasarkan parameter estimasi dari hasil analisis distribusi data klaim sekunder yang diperoleh dari PT. Asuransi Jasa Indonesia Cabang Purwokerto untuk periode tahun 2013–2017. Selanjutnya, berdasarkan parameter hasil estimasi tersebut dilakukan proses pembangkitan data klaim untuk periode proyeksi 2018–2024 yang digunakan dalam analisis dan estimasi premi. Dalam implementasinya, penelitian ini menggunakan kombinasi perangkat lunak statistik dan pemodelan, yaitu EasyFit, Google Colab, dan OpenBUGS.

### 2.2. Prosedur Analisis

Penelitian ini merupakan studi kuantitatif dengan pendekatan pemodelan statistik Bayesian menggunakan simulasi Monte Carlo. Tujuan utamanya adalah menghitung premi murni asuransi kendaraan bermotor dengan mengestimasi parameter distribusi klaim menggunakan metode MCMC. Berikut adalah langkah - langkah pengolahan dan analisis data:

1. Menentukan estimasi parameter distribusi dari data sekunder menggunakan EasyFit.
2. Membangkitkan data frekuensi dan besar klaim asuransi kendaraan bermotor menggunakan Google Colab menggunakan parameter yang didapatkan dari data sekunder.
3. Melakukan estimasi parameter data bangkitan dengan pendekatan MCMC menggunakan *software* OpenBUGS.
4. Menghitung nilai ekspektasi dan varians dari data.
5. Menghitung klaim agregat berdasarkan nilai ekspektasi dan varians.
6. Menghitung premi murni asuransi kendaraan bermotor.

Dengan rangkaian proses tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan alternatif metode estimasi premi yang selaras dengan pola klaim yang tersedia. Pendekatan Bayesian-MCMC yang digunakan menunjukkan potensi sebagai alat analisis yang memadai dalam mengolah data klaim asuransi kendaraan bermotor, khususnya dalam menghasilkan estimasi yang konsisten dan sesuai dengan sifat distribusi yang dianalisis.

### 2.3. Distribusi Jumlah Klaim

Jumlah klaim menunjukkan banyaknya pengajuan klaim yang dilakukan oleh peserta asuransi (pemegang polis) pada masing-masing tahun [4]. Secara statistik, data frekuensi klaim menggambarkan intensitas terjadinya klaim dalam periode tertentu dan diperlakukan sebagai sampel acak yang diasumsikan mengikuti distribusi Poisson. Distribusi ini didefinisikan sebagai suatu distribusi probabilitas yang digunakan untuk memodelkan jumlah kejadian dalam suatu interval waktu atau unit tertentu, misalnya jumlah klaim asuransi yang terjadi [10]. Fungsi probabilitasnya dapat dituliskan sebagai berikut:

$$P(N=n)=\frac{e^{-\lambda}\lambda^{n}}{n!}, \tag{1}$$

dengan $\lambda$ adalah rata-rata frekuensi klaim dan $n$ adalah frekuensi klaim yang terjadi. Berdasarkan sifat distribusi Poisson, nilai harapan (ekspektasi) dan variansi jumlah klaim dapat dinyatakan dengan persamaan:

$$\mathrm{E}[N]=\lambda, \tag{2}$$

$$\mathrm{Var}(N)=\lambda. \tag{3}$$

Persamaan ini menjadi landasan penting dalam pemodelan klaim agregat karena mampu merepresentasikan dinamika jumlah klaim dalam proses estimasi risiko dan perhitungan premi.

### 2.4. *Distribusi Besar Klaim*

Besar klaim menyatakan besarnya santunan yang diberikan oleh perusahaan asuransi kepada pemegang polis yang pengajuan klaimnya diterima. Data besar klaim diasumsikan mengikuti distribusi Generalized Extreme Value (GEV). Distribusi GEV merupakan penyatuan tiga distribusi ekstrem klasik, yaitu Gumbel, Fr´echet, dan Weibull, dalam satu kerangka kerja matematis untuk analisis kejadian ekstrem [17]. Fungsi probabilitasnya dapat dituliskan sebagai berikut:

$$G(z)=\exp\left\{-\left[1+\xi\left(\frac{z-\mu}{\sigma}\right)\right]^{-1/\xi}\right\}, \tag{4}$$

dengan $\mu$ adalah parameter lokasi yang menentukan pusat distribusi, $\sigma$ adalah parameter skala yang mengontrol penyebaran data, $\xi$ adalah parameter bentuk yang menentukan karakteristik ekor distribusi [17]. Nilai harapan dan variansi dari distribusi jumlah klaim dapat dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\mathrm{E}[X]=\mu+\frac{\sigma\left(\Gamma(1-\xi)-1\right)}{\xi}, \tag{5}$$

$$\mathrm{Var}(X)=\frac{\sigma^{2}\left[\Gamma(1-2\xi)-\left(\Gamma(1-\xi)\right)^{2}\right]}{\xi^{2}}. \tag{6}$$

Nilai harapan dan variansi dari distribusi GEV berperan penting dalam menghitung estimasi beban klaim, yang selanjutnya digunakan untuk menetapkan premi secara proporsional terhadap risiko yang ditanggung.

### 2.5. *Uji Kolmogorov-Smirnov*

Salah satu uji statistik yang digunakan untuk menentukan kesesuaian suatu sampel dengan distribusi tertentu dari suatu populasi adalah uji Kolmogorov-Smirnov (KS) [18]. Konsep uji KS adalah membandingkan antara distribusi teoritik dengan distribusi empirik (observasi) berdasarkan frekuensi kumulatif [19]. Langkah pertama dari Uji KS adalah perumusan hipotesis. Misalkan $X_1,\ X_2,\ \ldots,\ X_n$ adalah sampel random berukuran $n$ dari suatu populasi dengan fungsi distribusi $F(x)$, $F_0(x)$ yang menyatakan suatu fungsi distribusi tertentu dan akan diuji:
$H_0\ :\ F(x)=F_0(x)$ untuk semua $x$ (data berdistribusi tertentu),
$H_1\ :\ F(x)\neq F_0(x)$ untuk semua $x$ (data tidak berdistribusi tertentu).

Uji KS menggunakan statistik uji sebagai berikut:

$$D=\max\left|F_0(x)-S_N(x)\right|. \tag{7}$$

$F_0(x)$ menyatakan fungsi distribusi frekuensi kumulatif teoritis, sedangkan $S_N(x)$ menyatakan distribusi frekuensi kumulatif yang diamati dari suatu sampel random berukuran $n$ observasi.

### 2.6. *Markov Chain Monte Carlo*

Markov Chain merupakan suatu proses stokastik apabila waktu dan ruang keadaan merupakan diskrit. Karakteristik dari Markov Chain adalah kejadian pada waktu ke-$n+1$ hanya dipengaruhi oleh waktu ke-$n$, tidak dipengaruhi oleh waktu sebelumnya. Probabilitas bersyarat $P[X_{n+1}=x_{n+1}|X_n=x_n]$ menyatakan probabilitas transisi satu langkah. Apabila terdapat sejumlah bilangan acak $x_1,x_2,\ldots,x_n$ dari suatu variabel acak dengan fungsi densitas $p(x)$, maka:

$$\int_a^b h(x)dx=\mathrm{E}_p[f(x)]\approx\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}f(x_i). \tag{8}$$

Integrasi Monte Carlo berfungsi untuk memperkirakan distribusi posterior yang diperlukan dalam analisis Bayesian. Dalam analisis Bayesian, tujuan utamanya adalah untuk mengestimasi distribusi posterior. Secara intuitif, distribusi posterior dapat dipahami sebagai kepercayaan yang diperbarui mengenai suatu parameter setelah memperhitungkan informasi dari data yang telah diamati [11]. Seringkali, distribusi ini memiliki bentuk matematis yang sangat kompleks sehingga tidak dapat diselesaikan secara analitik melalui integrasi langsung. Nilai integral $I(y)$ dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut:

$$I(y)=\int f(y|x)p(x)dx. \tag{9}$$

Untuk mengatasi tantangan ini, digunakan metode simulasi MCMC. Metode ini menghasilkan sebuah rantai sampel acak dari distribusi posterior yang rumit tersebut sehingga nilai integrasi $I(y)$ dapat diestimasi dengan menggunakan rumus berikut:

$$\hat{I}(y)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}f(x_i), \tag{10}$$

dimana $\hat{I}(y)$ merupakan estimasi dari $I(y)$ dan nilai $x_i$ diambil dari fungsi densitas $p(x)$. Untuk mengukur ketidakpastian dari estimasi Monte Carlo ini, dapat dihitung *standard error* dengan rumus sebagai berikut [16]:

$$SE^2[\hat{I}(y)]=\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(f(x_i)-\hat{I}(y))^2. \tag{11}$$

### 2.7. *Gibbs Sampler*

Salah satu algoritma MCMC yang sangat populer dan efisien untuk analisis data multivariat adalah Gibbs Sampler. Metode ini digunakan ketika kita ingin mengambil sampel dari distribusi gabungan (*joint distribution*) yang kompleks namun lebih mudah untuk mengambil sampel dari distribusi bersyaratnya (*conditional distributions*) [11]. Prinsip dasar Gibbs Sampler adalah menyederhanakan masalah pengambilan sampel yang sulit dengan memecahnya menjadi serangkaian langkah yang lebih mudah. Alih-alih mengambil sampel untuk semua parameter secara bersamaan, Gibbs Sampler mengambil sampel untuk setiap parameter satu per satu, dengan mengkondisikan pada nilai terbaru dari semua parameter lainnya [20]. Oleh karena itu, metode ini dikenal sebagai pembangkit sampel yang efisien, sehingga metode ini sering digunakan untuk menghasilkan variabel acak dalam analisis berbasis MCMC.

Metode Gibbs Sampling diawali dengan menentukan nilai awal $y_0$ untuk y dan memperoleh $x_1$ dengan menghasilkan variabel acak dari distribusi bersyarat $p\left(x \mid y_0\right)$. Setelah itu, nilai $x_1$ digunakan untuk menghasilkan nilai baru dari $y_1$ yang diperoleh dari distribusi bersyarat berdasarkan nilai $x_0$, $p\left(y \mid x = x_0\right)$. Secara umum, untuk setiap nilai parameter $x$ dan $y$, proses iteratif untuk iterasi $i = 1, 2, \ldots, n$, dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} x_i &\sim p(x \mid y = y_{i-1}), \\ y_i &\sim p(y \mid x = x_i). \end{aligned}$$

Langkah-langkah tersebut diulang sebanyak $n$ kali, sehingga rantai sampel yang dihasilkan $(x_i, y_i)$ akan mencapai konvergensi dan dapat dianggap sebagai sampel yang merepresentasikan distribusi gabungan target secara memadai [20].

### 2.8. *Klaim Agregat*

Model risiko kolektif dapat dibentuk dalam persamaan sebagai berikut:

$$S = \sum_{i=1}^{N} X_i, \tag{12}$$

dengan variabel acak $S$ yang menyatakan variabel acak klaim agregat yang dihasilkan dari portofolio dalam periode tertentu [21]. Asumsi yang digunakan dalam model ini adalah jumlah klaim $X_i$ adalah variabel acak tidak negatif yang terdistribusi identik dan saling independen, dan variabel acak $N$ yang menyatakan jumlah klaim adalah independen terhadap jumlah klaim $X_i$. Nilai harapan dan variansi dari model klaim agregat dapat dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\mathrm{E}[S] = \mathrm{E}[N] \cdot \mathrm{E}[X], \tag{13}$$

$$\mathrm{Var}(S) = \mathrm{E}[N] \cdot \mathrm{Var}(X) + \mathrm{Var}(N) \cdot (\mathrm{E}[X])^2. \tag{14}$$

Untuk mendapatkan klaim agregat tahunan, dilakukan pengali terhadap estimasi bulanan:

$$\mathrm{E}[S^*] = 12 \cdot \mathrm{E}[S], \tag{15}$$

$$\mathrm{Var}[S^*] = 12 \cdot \mathrm{Var}[S]. \tag{16}$$

Dengan pendekatan ini, model risiko kolektif memungkinkan estimasi klaim agregat tahunan berdasarkan parameter frekuensi dan besar klaim yang telah diperoleh.

### 2.9. *Premi Murni*

Premi adalah jumlah yang harus dibayarkan oleh tertanggung kepada perusahaan asuransi untuk memperoleh perlindungan atas risiko tertentu. Besarnya premi yang dikenakan harus cukup untuk menutup klaim yang mungkin terjadi serta memberikan keuntungan bagi perusahaan asuransi. Prinsip premi murni menyatakan bahwa premi harus setara dengan nilai ekspektasi dari klaim [8]. Secara matematis, dapat dinyatakan sebagai:

$$\pi = \mathrm{E}[S^*]. \tag{17}$$

Prinsip ini mencerminkan pendekatan paling dasar dalam penentuan premi dengan perusahaan asuransi hanya membebankan jumlah yang diharapkan dari klaim yang akan terjadi tanpa memperhitungkan margin keuntungan atau biaya operasional lainnya. Perusahaan asuransi dapat menetapkan premi yang cukup untuk menutupi klaim dengan tingkat kepercayaan tertentu sehingga menjaga stabilitas keuangan dan menghindari risiko insolvensi [6].

## 3. Hasil dan Pembahasan

Setelah melalui tahapan identifikasi distribusi dan simulasi data klaim, dilakukan estimasi parameter menggunakan pendekatan Bayesian dengan metode MCMC. Hasil estimasi tersebut menjadi dasar dalam menghitung nilai ekspektasi klaim agregat dan premi murni. Pada bagian ini, dipaparkan hasil perhitungan beserta pembahasan yang mengaitkannya dengan teori aktuaria, studi empiris sebelumnya, dan implikasi praktis bagi perusahaan asuransi.

### 3.1. *Menentukan Estimasi Parameter Data Sekunder menggunakan EasyFit*

Langkah pertama yang dilakukan dalam analisis risiko aktuaria pemilihan model distribusi yang tepat untuk frekuensi dan besar klaim. Berdasarkan kerangka prosedur analisis, penelitian ini memodelkan frekuensi klaim (jumlah kejadian) dan besar klaim (nilai kerugian per kejadian) secara terpisah. Data sekunder yang digunakan berasal dari PT. Asuransi Jasa Indonesia Purwokerto dari tahun 2013 hingga 2017, sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Data sekunder jumlah klaim dan besar klaim asuransi kendaraan bermotor

| Tahun | Jumlah Klaim | Besar Klaim |
|---|---|---|
| 2013 | 90 | 509.845.468 |
| 2014 | 98 | 400.612.304 |
| 2015 | 115 | 637.940.404 |
| 2016 | 80 | 403.043.129 |
| 2017 | 62 | 280.397.453 |

Distribusi Poisson digunakan sebagai distribusi untuk frekuensi klaim, yang merupakan pilihan standar dalam literatur aktuaria untuk memodelkan jumlah kejadian dalam interval waktu tertentu. Untuk memvalidasi pilihan ini, dilakukan Uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji statistik sebesar 0,354181 dengan *p-value* sebesar 0,454447. Karena *p-value* $> 0,05$, dapat disimpulkan bahwa data jumlah klaim secara statistik tidak berbeda signifikan dari distribusi Poisson.

Untuk besar klaim, penelitian ini mengadopsi distribusi GEV. Pemilihan GEV didasarkan pada keunggulannya dalam memodelkan nilai-nilai ekstrim, yang merupakan komponen risiko paling vital bagi perusahaan asuransi. Berbeda dengan distribusi lain seperti Lognormal atau Gamma, GEV dirancang untuk menangkap perilaku ekor distribusi (*tail behavior*) yang seringkali menjadi sumber kerugian besar secara tiba-tiba. Validasi melalui Uji KS menghasilkan statistik uji sebesar 0,229573 dengan *p-value* sebesar 0,901875. Nilai *p-value* yang sangat tinggi ini memberikan dukungan kuat bahwa distribusi GEV sangat sesuai untuk memodelkan data besar klaim. Penggunaan uji KS untuk identifikasi distribusi juga telah diterapkan dalam konteks riset di Indonesia.

Estimasi parameter awal dari data sekunder menggunakan *software* EasyFit menghasilkan parameter yang akan digunakan untuk proses simulasi selanjutnya, seperti terlihat pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Estimasi parameter data sekunder hasil EasyFit

| Data | Distribusi | Parameter | Besar Klaim |
|---|---|---|---|
| Jumlah klaim | Poisson | $\lambda$ | 87 |
| Besar Klaim | GEV | $\mu$ | $2,4101 \times 10^8$ |
| | | $\sigma$ | $1,2303 \times 10^8$ |
| | | $\xi$ | $-0,038$ |

Tabel 2 menyajikan hasil estimasi parameter distribusi dari data sekunder yang digunakan dalam pemodelan klaim. Jumlah klaim mengikuti distribusi Poisson dengan nilai rata-rata sebesar 87 yang menunjukkan bahwa dalam satu periode pengamatan, terjadi sekitar 87 klaim. Nilai ini menggambarkan intensitas frekuensi klaim yang cukup tinggi dan konsisten, serta sesuai digunakan untuk mendeskripsikan jumlah kejadian dalam suatu interval waktu tetap. Sementara itu, besar klaim diasumsikan mengikuti distribusi GEV dengan parameter lokasi $(\mu)$ sebesar $2,4101 \times 108$, parameter skala $(\sigma)$ sebesar $1,2303 \times 108$, dan parameter bentuk $(\xi)$ sebesar $-0,038$. Parameter lokasi menunjukkan nilai pusat dari sebaran besar klaim, sedangkan parameter skala mencerminkan tingkat penyebaran nilai klaim terhadap pusat distribusinya. Nilai parameter bentuk yang negatif mengindikasikan bahwa sebaran besar klaim memiliki karakteristik ekor kiri yang pendek dan menunjukkan bahwa kemungkinan terjadinya klaim ekstrem dengan nilai sangat besar relatif kecil.

### *3.2. Membangkitkan Data Frekuensi dan Besar Klaim Asuransi Kendaraan Bermotor*

Dengan menggunakan parameter–parameter hasil estimasi yang disajikan pada Tabel 2, dilakukan pembangkitan data frekuensi dan besar klaim untuk periode tujuh tahun berikutnya (2018-2024) untuk menciptakan set data yang lebih besar untuk proses estimasi. Hasil bangkitan data frekuensi klaim dan besar klaim kendaraan bermotor disajikan pada Tabel 3.

Selanjutnya dilakukan uji statistik KS untuk membuktikan bahwa data bangkitan jumlah klaim berdistribusi Poisson. Hasil uji statistik adalah sebesar 0,211923 dan p-*value* sebesar $0,852903 > 0,05$, sehingga dapat disimpulkan bahwa data jumlah klaim berdistribusi Poisson. Uji KS yang kedua untuk membuktikan bahwa data bangkitan besar klaim berdistribusi GEV. Hasil uji statistik adalah sebesar 0,401074 dan p-*value* sebesar $0,157491 > 0,05$, sehingga dapat disimpulkan bahwa data besar klaim berdistribusi GEV.

**Tabel 3.** Data bangkitan sekunder jumlah klaim dan besar klaim asuransi kendaraan bermotor

| Tahun | Jumlah Klaim | Besar Klaim |
|---|---|---|
| 2018 | 83 | 401.422.000 |
| 2019 | 94 | 354.089.800 |
| 2020 | 76 | 468.458.300 |
| 2021 | 90 | 297.483.200 |
| 2022 | 97 | 354.400.700 |
| 2023 | 77 | 379.312.500 |
| 2024 | 81 | 409.722.200 |

### *3.3. Estimasi Parameter Data Bangkitan*

Estimasi parameter dari data yang telah dibangkitkan dilakukan pendekatan Bayesian dengan metode MCMC melalui *software* OpenBUGS. Pendekatan Bayesian dipilih karena keunggulannya dalam menangani set data yang terbatas dan kemampuannya untuk mengkuantifikasi ketidakpastian parameter secara penuh melalui distribusi posterior. Metode MCMC dengan 20.000 iterasi dan 4 rantai Markov dijalankan untuk memastikan konvergensi. Hasil estimasi dari data bangkitan disajikan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Ringkasan statistik parameter berdasarkan data bangkitan asuransi kendaraan bermotor

| Parameter | *Mean* | SD | 5% SD | MC-*error* |
|---|---|---|---|---|
| $\lambda$ | 8,543 | 1,1 | 0,0550 | 0,004118 |
| $\mu$ | 3,575 | 0,2978 | 0,01489 | 0,003797 |
| $\sigma$ | 0,6882 | 0,3048 | 0,01524 | 0,006449 |
| $\xi$ | -0,159 | 0,416 | 0,02080 | 0,006087 |

Konvergensi rantai Markov tercapai, yang ditunjukkan oleh nilai MC-*error* yang jauh lebih kecil dari 5% dari Standar Deviasi (SD) untuk semua parameter. Nilai estimasi parameter diambil dari kolom *Mean*, yang merepresentasikan nilai harapan dari masing-masing parameter. Berdasarkan penjelasan di atas, didapatkan hasil estimasi parameter OpenBUGS untuk data bangkitan yang disajikan dalam Tabel 5.

**Tabel 5.** Parameter hasil estimasi asuransi kendaraan bermotor

| Parameter | Besar Klaim |
|---|---|
| $\lambda_{ob}$ | 8,543 |
| $\mu_{ob}$ | 3,575 |
| $\sigma_{ob}$ | 0,688 |
| $\xi_{ob}$ | -0,159 |

Berdasarkan nilai parameter pada Tabel 5, selanjutnya akan dilakukan perhitungan nilai harapan dan varians dari distribusi jumlah klaim dan besar klaim.

### *3.4. Menghitung Nilai Ekspektasi dan Varians dari Data dengan Pendekatan Bayesian*

Berdasarkan hasil analisis data yang telah dilakukan di atas, dapat disimpulkan bahwa jumlah klaim yang berdistribusi Poisson dengan nilai parameter $\lambda$ sebesar 8,543, sedangkan besar klaim yang berdistribusi GEV dengan nilai-nilai parameter $\mu$ adalah 3,575, $\sigma$ adalah 0,688, dan $\xi$ adalah -0,159. Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai harapan dan varians dari distribusi Poisson menggunakan pers. (2) dan pers. (3) dengan hasil sebagai berikut:

$$\mathsf{E}[N] = \lambda = 8,543 \quad \text{dan} \quad \mathsf{Var}(N) = \lambda = 8,543.$$

Kemudian dilakukan perhitungan nilai harapan dan varians dari distribusi GEV menggunakan pers. (5) dan pers. (6), menghasilkan:

$$\mathsf{E}[X] = \mu + \frac{\sigma\left(\Gamma(1-\xi)-1\right)}{\xi} = 3{,}877,$$
$$\mathsf{Var}(X) = \frac{\sigma^2\Gamma(1-2\xi)-\left(\Gamma(1-\xi)\right)^2}{\xi^2} = 0{,}558.$$

Berdasarkan hasil perhitungan di atas, didapatkan nilai harapan dan varians dari jumlah klaim sebesar 8,543 serta nilai harapan dan varians dari besar klaim masing-masing sebesar 3,877 dan 0,558. Nilai-nilai ini akan digunakan untuk perhitungan lebih lanjut guna menghitung nilai harapan dan varians klaim agregat.

### *3.5. Menghitung Klaim Agregat berdasarkan Nilai Ekspetasi dan Varians*

Nilai harapan dan varians dari model klaim agregat dihitung dengan pers. (13) dan pers. (14) menggunakan *software* Google Colab dan diperoleh:

$$\mathsf{E}[S] = \mathsf{E}[N]\cdot\mathsf{E}[X] = 33{,}125,$$
$$\mathsf{Var}[S] = \mathsf{E}[N]\cdot\mathsf{Var}(X) + \mathsf{Var}(N)\cdot\left(E[X]\right)^2 = 133{,}208.$$

Nilai $\mathsf{E}[S]$ dan $\mathsf{Var}[S]$ merepresentasikan nilai harapan dan varians klaim agregat secara bulanan $(S)$ sehingga untuk memperoleh nilai klaim agregat tahunan $(S^*)$, kedua nilai tersebut dikalikan dengan 12 bulan menggunakan pers. (15) dan pers. (16), menghasilkan:

$$\mathsf{E}[S^*] = 12\cdot\mathsf{E}[S] = 397{,}502,$$
$$\mathsf{Var}[S^*] = 12\cdot\mathsf{Var}[S] = 1{,}598{,}491.$$

### *3.6. Menghitung Premi Murni Asuransi Kendaraan Bermotor*

Dengan menggunakan prinsip premi murni, di mana besar premi harus setidaknya sama dengan ekspektasi klaim agregat, maka premi murni tahunan yang diestimasi adalah sebesar IDR 397.502.000. Melalui pendekatan ini, perusahaan asuransi dapat menetapkan besar premi yang cukup untuk menutupi klaim dengan tingkat kepercayaan tertentu guna menjaga stabilitas keuangan dan menghindari risiko insolvensi.

### *3.7. Pembahasan Komparatif dan Implikasi*

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu kombinasi model Poisson-GEV dengan estimasi Bayesian, menunjukkan konsistensi dengan tren metodologis dalam riset asuransi di Indonesia. Beberapa studi yang dilakukan oleh Sukono dkk. [10], Fitriani dan Gunardi [15], dan Prabowo dkk. [21] juga telah berhasil menerapkan metode Bayesian untuk penentuan premi asuransi kendaraan bermotor. Hal ini mengonfirmasi bahwa pendekatan Bayesian merupakan metode yang relevan dan kuat untuk konteks pasar asuransi lokal.

Keunggulan utama dari pendekatan yang diusulkan dalam penelitian ini terletak pada dua aspek. Pertama, penggunaan distribusi GEV secara eksplisit mengatasi masalah risiko ekor (*tail risk*) yang seringkali menjadi perhatian utama dalam solvabilitas perusahaan asuransi. Distribusi ini menawarkan model yang lebih realistis untuk besar klaim dibandingkan distribusi lain yang umum digunakan dalam pemodelan kerugian, seperti Lognormal, Gamma atau Pareto, yang mungkin kurang baik dalam menangkap kejadian ekstrim [6]. Pemilihan GEV ini didasarkan pada pondasi Extreme Value Theory yang memang dirancang khusus untuk memodelkan kejadian-kejadian langka namun berdampak besar [17]. Kedua, metode estimasi Bayesian-MCMC memungkinkan kuantifikasi ketidakpastian secara *robust*, bahkan dengan data historis yang terbatas, dan memberikan distribusi posterior yang informatif alih-alih sekadar estimasi titik tunggal.

Meskipun demikian, pendekatan Bayesian-MCMC memiliki keterbatasan. Model Poisson mengasumsikan bahwa varians sama dengan mean, sebuah kondisi yang jika dilanggar (terjadi overdispersi) mungkin lebih baik ditangani oleh distribusi Binomial Negatif, seperti yang juga didiskusikan dalam literatur pemodelan kerugian [6]. Selain itu, metode MCMC secara komputasi lebih mahal dibandingkan metode lain seperti *Maximum Likelihood Estimation*.

Dibandingkan dengan pendekatan lain seperti model linier yang digunakan oleh Riaman dkk. [4], pendekatan stokastik yang digunakan dalam penelitian ini memiliki kelebihan dalam memodelkan secara langsung proses acak yang mendasari timbulnya klaim. Hasil akhir berupa premi murni sebesar IDR 397.502.000 memberikan dasar yang solid bagi perusahaan asuransi untuk menetapkan premi yang tidak hanya cukup untuk menutupi ekspektasi klaim agregat, tetapi juga didasarkan pada pemodelan risiko yang modern, sehingga membantu menjaga stabilitas keuangan dan menghindari risiko insolvensi.

## 4. Kesimpulan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan Bayesian terbukti efektif dalam mengestimasi parameter distribusi klaim asuransi kendaraan bermotor dengan menggunakan data bangkitan. Distribusi klaim dibedakan menjadi dua komponen, yaitu distribusi Poisson untuk memodelkan frekuensi klaim dan distribusi GEV untuk menggambarkan besaran klaim. Estimasi parameter dilakukan melalui simulasi Markov Chain Monte Carlo menggunakan perangkat lunak *OpenBUGS*. Hasil simulasi menunjukkan bahwa nilai estimasi parameter masing-masing adalah $\lambda = 8{,}543$ untuk distribusi Poisson, serta $\mu = 3{,}575$, $\sigma = 0{,}688$, dan $\xi = -0{,}159$ untuk distribusi GEV. Nilai *Monte Carlo error* (MC-*error*) yang tercatat lebih kecil dari 5% standar deviasi untuk seluruh parameter menandakan bahwa proses estimasi telah mencapai tingkat konvergensi yang baik dan hasilnya dapat dianggap stabil. Nilai ekspektasi dan variansi dari klaim agregat bulanan, diperoleh sebesar $\mathsf{E}[S] = 33{,}125$ dan $\mathsf{Var}[S] = 133{,}208$, yang kemudian diekstrapolasi ke tingkat tahunan menjadi $\mathsf{E}[S^*] = 397{,}502$ dan $\mathsf{Var}[S^*] = 1{,}598{,}491$. Berdasarkan prinsip premi murni, perhitungan premi tahunan menghasilkan estimasi sebesar IDR 397.502.000. Nilai ini merepresentasikan besaran pembayaran premi yang diperlukan untuk mengimbangi risiko klaim yang diperkirakan, dengan mempertimbangkan karakteristik distribusi klaim yang telah dimodelkan secara statistik.

**Kontribusi Penulis. Boy Nathanael Situmorang**: Konseptualisasi, metodologi, perangkat lunak, administrasi proyek, sumber daya, anali-

sis formal, penulisan-persiapan draf asli, visualisasi. **Kevina Alal A'la**: Konseptualisasi, metodologi, sumber daya, kurasi data, analisis formal, penulisan-persiapan draf asli, visualisasi. **Aurellia Arvianti**: Konseptualisasi, metodologi, sumber daya, analisis formal, penulisan-persiapan draf asli, penulisan-peninjauan dan penyuntingan. **Feby Indriana Yusuf**: Perolehan dana, investigasi, validasi, supervisi, penulisan-peninjauan dan penyuntingan. **Endang Wahyu Handamari**: Investigasi, validasi, supervisi, penulisan-peninjauan dan penyuntingan. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang diterbitkan.

**Ucapan Terima Kasih.** Penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada para editor dan reviewer atas kontribusi, masukan, serta arahan yang konstruktif selama proses penyusunan dan penerbitan artikel ini. Berkat dedikasi dan ketelitian yang diberikan, artikel ini dapat terbit dengan kualitas yang lebih optimal.

**Pembiayaan.** Penelitian ini tidak menerima pendanaan dari pihak eksternal.

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

**Ketersediaan Data.** Tidak tersedia.

## Referensi

[1] H. Sasono and P. WS, "Prospek Industri Asuransi di Indonesia," *J. Ekon. dan Pembang. Indones.*, vol. 2, no. 1, pp. 146–158, Feb. 2024. doi: 10.61132/jepi.v2i1.355.

[2] Y. J. Kurniawan, H. Julianto, and Suhartono, "Analisis Kinerja Perusahaan Asuransi Umum Nasional dan Perusahaan Asuransi Umum Patungan di Indonesia," *EKOMA J. Ekon. Manaj. Akunt.*, vol. 3, no. 6, pp. 1474–1493, Sep. 2024. doi: 10.56799/ekoma.v3i6.5151.

[3] A. R. Pardomuan, "Analisa Penyelenggaraan Asuransi Kendaraan Bermotor," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 10, no. 1, pp. 51–56, Jan. 2024. doi: 10.5281/zenodo.10464415.

[4] R. Riaman, S. Sukono, D. Susanti, E. Marbun, and A. T. Bon, "Net Premium Estimation by using Forward Selection Linear Model for Motor Vehicle Insurance," in *Proc. Int. Conf. Ind. Eng. Oper. Manag.*, Bandung: IEOM Society Int., Mar. 2018, pp. 2711–2717.

[5] Y. Chen, L. Zhang, Y. Zhao, and B. Xu, "Implementation of Penalized Survival Models in Churn Prediction of Vehicle Insurance," *J. Bus. Res.*, vol. 153, pp. 162–171, Dec. 2022. doi: 10.1016/j.jbusres.2022.07.015.

[6] S. A. Klugman, H. H. Panjer, and G. H. Willmot, *Loss Models*, 5th ed. John Wiley & Sons, Inc., 2019.

[7] I. P. Batubara and R. Syahriza, "Analisis Klaim Asuransi Kendaraan Bermotor pada PT Asuransi Jasindo Kantor Cabang Medan," *J. Social Res.*, vol. 1, no. 9, pp. 1026–1031, Aug. 2022. doi: 10.55324/josr.v1i9.62.

[8] D. C. M. Dickson, *Insurance Risk and Ruin*. Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2004.

[9] N. L. Bowers, H. U. Gerber, J. C. Hickman, D. A. Jones, and C. J. Nesbitt, *Actuarial Mathematics*, 2nd ed. The Society of Actuaries, 1997.

[10] S. Sukono, R. Riaman, E. Lesmana, R. Wulandari, H. Napitupulu, and S. Supian, "Model Estimation of Claim Risk and Premium for Motor Vehicle Insurance by using Bayesian Method," in *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.*, 2018. doi: 10.1088/1757-899X/300/1/012027.

[11] W. M. Bolstad, *Introduction to Bayesian Statistics*, 2nd ed. Canada: John Wiley & Sons, Inc., 2007.

[12] R. Nurhalimah, "Penentuan Nilai Premi Model Risiko Klaim pada Asuransi Nelayan dengan Metode Bayesian Menggunakan Distribusi Prior Konjugat," Sunan Gunung Djati University, Bandung, 2024.

[13] A. S. Lestia and M. Idris, "Pendekatan Bayesian Markov Chain Monte Carlo (MCMC) Metropolis-Hastings pada Pemodelan Klaim Asuransi Kesehatan," *Epsilon: J. Mat. Murni Terapan*, vol. 18, no. 2, pp. 165–177, Dec. 2024. doi: 10.20527/epsilon.v18i2.13872.

[14] E. P. Hutasoit, "Penentuan Premi Bonus Malus pada Asuransi Kendaraan Menggunakan Metode Bayes," Brawijaya University, Malang, 2019.

[15] R. Fitriani and Gunardi, "Implementasi Metode Bayes pada Perhitungan Premi Asuransi Kendaraan Bermotor," *J. Fundam. Math. Appl.*, vol. 3, no. 2, pp. 112–123, Nov. 2020. doi: 10.14710/jfma.v3i2.8257.

[16] R. F. Bangun, I. N. Widana, and D. P. E. Nilakusmawati, "Penerapan Metode Bayes dalam Mengestimasi Premi Kredibilitas pada Asuransi Umum," *E-Jurnal Matematika*, vol. 10, no. 4, pp. 241–245, Nov. 2021. doi: 10.24843/mtk.2021.v10.i04.p349.

[17] S. Kotz and S. Nadarajah, *Extreme Value Distributions Theory and Applications*. London: Imperial College Press, 2000.

[18] 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.*, Surabaya: IOP Publ. Ltd., 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1821/1/012045.

[19] S. M. Rohmah and S. Agus, "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. 205–211, 2017. doi: 10.12962/j23373520.v6i2.24983.

[20] B. Walsh, "Markov Chain Monte Carlo and Gibbs Sampling," University of Arizona, Apr. 26, 2004.

[21] A. Prabowo, M. Mamat, Sukono, and A. A. Taufiq, "Pricing of Premium for Automobile Insurance using Bayesian Method," *Int. J. Recent Technol. Eng.*, vol. 8, no. 3, pp. 6226–6229, Sep. 2019. doi: 10.35940/ijrte.C5740.098319.